

VYSOKÁ ŠKOLA BÁŇSKÁ – TECHNICKÁ UNIVERZITA OSTRAVA
EKONOMICKÁ FAKULTA

KATEDRA FINANČÍ

Stanovení pravděpodobnosti úpadku podniků v České republice prostřednictvím scóringového
modelu

Determination of Probability of Companies Default in the Czech Republic Using Scoring
Model

Student:	Bc. Veronika Sztrnadelová
Vedoucí diplomové práce:	Ing. Josef Novotný, Ph.D.

Ostrava 2019

Zadání diplomové práce

Student: **Bc. Veronika Sztrnadelová**

Studijní program: N6202 Hospodářská politika a správa

Studijní obor: 6202T010 Finance

Téma: Stanovení pravděpodobnosti úpadku podniků v České republice
prostřednictvím scóringového modelu
Determination of Probability of Companies Default in the Czech
Republic Using Scoring Model

Jazyk vypracování: čeština

Zásady pro vypracování:

1. Úvod
 2. Popis metod finanční analýzy
 3. Charakteristika modelů predikce finanční tísně
 4. Stanovení a aplikace scóringového predikčního modelu
 5. Závěr
- Seznam použité literatury
Seznam zkratk
Prohlášení o využití výsledků diplomové práce
Seznam příloh
Přílohy

Seznam doporučené odborné literatury:

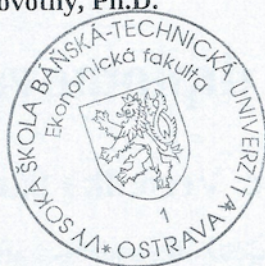
- BLAHA, Zdenek Sid, ed. *Řízení rizika a finanční inženýrství: Risk management and financial engineering*. Praha: Management Press, 2004. ISBN 80-7261-113-5.
- DLUHOŠOVÁ, Dana a kol. *Finanční řízení a rozhodování podniku: analýza, investování, oceňování, riziko, flexibilita*. 3. upr. vyd. Praha: Ekopress, 2010. 225 ISBN 978-80-86929-68-2.
- HOSMER, W. D., S. LEMESHOW and R. X. STURDIVANT. *Applied logistic regression*. 3rd ed. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2013. ISBN 978-0-470-58247-3.

Formální náležitosti a rozsah diplomové práce stanoví pokyny pro vypracování zveřejněné na webových stránkách fakulty.

Vedoucí diplomové práce: **Ing. Josef Novotný, Ph.D.**

Datum zadání: 23.11.2018

Datum odevzdání: 26.04.2019



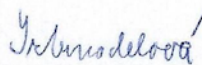
Ing. Iveta Ratmanová, Ph.D.
vedoucí katedry

prof. Dr. Ing. Zdeněk Zmeškal
děkan fakulty

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem celou diplomovou práci, včetně všech příloh, vypracovala samostatně.

V Ostravě dne 26. 4. 2019


.....

Bc. Veronika Sztrnadelová

Poděkování

Zde bych ráda poděkovala panu Ing. Josefu Novotnému, Ph.D. za jeho čas, odborné vedení, cenné rady a připomínky, které mi velice pomohly při zpracování mé diplomové práce.

Obsah

1	Úvod.....	5
2	Popis metod finanční analýzy	7
2.1	Cíl finanční analýzy	7
2.2	Zdroje informací pro finanční analýzu	8
2.2.1	Rozvaha.....	9
2.2.2	Výkaz zisku a ztráty	10
2.2.3	Přehled o peněžních tocích	11
2.2.4	Přehled o změnách vlastního kapitálu.....	11
2.2.5	Příloha účetní závěrky.....	12
2.3	Metody finanční analýzy	12
2.4	Analýza poměrových ukazatelů.....	14
2.4.1	Ukazatele finanční stability a zadluženosti.....	15
2.4.2	Ukazatele rentability	17
2.4.3	Ukazatele likvidity	18
2.4.4	Ukazatele aktivity	20
2.5	Způsoby srovnání výsledků finanční analýzy	21
3	Charakteristika modelů predikce finanční tísně.....	22
3.1	Ratingové modely.....	22
3.2	Scóringové modely	23
3.2.1	Lineární diskriminační analýza.....	24
3.2.2	Lineární regrese.....	25
3.3	Logistická regrese.....	26
3.3.1	Odhad logistického modelu	26
3.3.2	Statistická verifikace modelu	30
3.3.3	Hodnocení klasifikační síly modelu.....	31

3.4	Souhrnné modely hodnocení finanční úrovně	33
3.4.1	Bonitní modely.....	33
3.4.2	Bankrotní modely.....	37
4	Stanovení a aplikace scóringového modelu	40
4.1	Popis vstupních dat použitých k sestavení predikčního modelu	40
4.2	Logistická regrese	41
4.2.1	Jednorozměrná analýza	41
4.2.2	Test multikolinearity	42
4.3	Odhad logistického modelu metodou Stepwise.....	43
4.3.1	Odhad beta koeficientů	43
4.3.2	Statistická verifikace modelu	47
4.3.3	Hodnocení klasifikační síly modelu.....	47
4.4	Odhad logistického modelu metodou ENTER	49
4.4.1	Odhad beta koeficientů	50
4.4.2	Statistická verifikace modelu	51
4.4.3	Hodnocení klasifikační síly modelu.....	51
4.5	Ověření správnosti odhadnutého modelu	53
4.6	Shrnutí dosažených výsledků	54
5	Závěr	58
	Seznam použité literatury	60
	Seznam zkratk	63
	Prohlášení o využití výsledků diplomové práce	
	Seznam příloh	
	Přílohy	

1 Úvod

Důležitými zdroji finančních prostředků potřebných pro ekonomickou činnost společností jsou v dnešní době kromě vlastního kapitálu také zdroje cizí, které poskytují podnikům investoři, banky, dodavatelé formou obchodních úvěrů, a další subjekty. Všichni věřitelé, kteří poskytují podnikům finanční zdroje, podstupují riziko, že daná společnost nebude schopná své závazky splácet. Z tohoto důvodu byly vytvořeny predikční modely, jejichž cílem je stanovit bonitu společnosti nebo určit pravděpodobnost jejího defaultu, tedy bankrotu. Na základě výsledků těchto modelů pak mohou investoři posuzovat, zda jsou ochotni podstoupit riziko sledované společnosti a svěřit jí své finanční zdroje či nikoliv.

Hlavním cílem diplomové práce je s využitím logistické regrese sestavit scóringový model, pomocí kterého bude možné predikovat úpadek společností s ručením omezeným, jenž mají sídlo na území České republiky.

Diplomová práce je rozdělena do pěti kapitol, přičemž první kapitolou je úvod a pátá kapitola je věnována závěru. Druhá kapitola je zaměřena na metodiku finanční analýzy. V první části kapitoly je stanoven cíl finanční analýzy, následně jsou popsány jednotlivé zdroje dat pro finanční analýzu. Dále jsou definovány jednotlivé metody finanční analýzy, přičemž největší pozornost je věnována analýze poměrových ukazatelů. V závěru kapitoly jsou uvedeny způsoby srovnání výsledků finanční analýzy.

Třetí kapitola je věnována charakteristice modelů predikce finanční tísně. Nejprve jsou zde definovány ratingové a scóringové modely. V další části jsou popsány vybrané statistické metody, které je možné využít k sestavení scóringových modelů. Konkrétně je zde zmíněna lineární diskriminační analýza, lineární regrese a logistická regrese, jenž bude zpracována nejdetailněji, neboť bude využita v aplikační části diplomové práce k sestavení predikčního scóringového modelu. V závěru kapitoly jsou popsány vybrané bonitní a bankrotní modely.

Čtvrtá, aplikační kapitola je zaměřena na sestavení logistického regresního modelu, který bude sloužit k predikci finanční tísně společností s ručením omezeným v České republice. Nejprve zde budou nadefinována vstupní data potřebná k sestavení predikčního modelu. V dalším kroku bude provedena jednofaktorová analýza a otestována přítomnost multikolinearity v modelu. Následně bude proveden odhad logistického modelu s použitím krokové metody Stepwise, v rámci kterého budou odhadnuty beta koeficienty, provedena statistická verifikace a zhodnocena klasifikační síla modelu. Nato bude logistický model

odhadnut také pomocí metody ENTER. Dalším krokem bude testování správnosti sestaveného modelu pomocí programu MS Excel. V závěru kapitoly bude vyhodnoceno, který z modelů nejlépe předpovídá default společnosti.

2 Popis metod finanční analýzy

Druhá kapitola diplomové práce je zaměřena na metodiku finanční analýzy. Nejprve je stanoven cíl finanční analýzy a následně jsou popsány jednotlivé zdroje dat pro finanční analýzu. V další části této kapitoly jsou definovány jednotlivé metody finanční analýzy, přičemž největší pozornost je věnována analýze poměrových ukazatelů. V závěru kapitoly jsou uvedeny způsoby srovnání výsledků finanční analýzy.

2.1 Cíl finanční analýzy

Hlavním cílem finanční analýzy je dle Knápková a kol. (2017) komplexní zhodnocení finanční situace podniku. Pomocí finanční analýzy je možné posoudit minulou i současnou finanční situaci společnosti, předpovědět její možný budoucí vývoj a na základě informací získaných touto analýzou pak společnost efektivně řídit.

Finanční analýza vypovídá o kvalitě všech podnikových aktivit, neboť se v ní promítne jak objem a kvalita výrobků či poskytovaných služeb, tak jeho marketing, PR¹ či inovační aktivity. Všechny tyto aspekty ovlivňují konkurenceschopnost společnosti a to, zda bude firma prosperovat či nikoliv.

Výsledky finanční analýzy představují důležité informace nejen pro manažery dané společnosti, ale také pro investory, věřitele, dodavatele, odběratele, auditory, státní instituce, finanční instituce či burzovní makléře.

Dle Knápková a kol. (2017) využívají manažeři finanční analýzu jak pro krátkodobé rozhodování, tak pro strategické plánování a řízení firmy. Informace získané finanční analýzou jsou důležitým faktorem při rozhodování o investicích, způsobu financování dlouhodobých aktiv společnosti, při sestavování finančních plánů či při volbě vhodné kapitálové struktury.

Vlastníci či potenciální investoři sledují především vývoj rentability vložených prostředků a vývoj tržních ukazatelů. Věřitelé a potenciální věřitelé využívají finanční analýzu k získání informací o platební schopnosti, stabilitě finančních toků společnosti a vývoji ziskovosti v delším časovém horizontu.

¹ Public relations - vztahy s veřejností

2.2 Zdroje informací pro finanční analýzu

K tomu, aby byla finanční analýza úspěšná a poskytovala relevantní informace týkající se finanční situace podniku, je zapotřebí mít k dispozici velké množství kvalitních dat.

Základním zdrojem dat potřebných pro finanční analýzu jsou účetní výkazy společnosti, jenž lze rozdělit na finanční účetní výkazy a vnitropodnikové účetní výkazy. Finanční účetní výkazy jsou někdy považovány za externí účetní výkazy, neboť jsou kromě manažerům a lidem pracujícím v ekonomickém či účetním oddělení firmy dostupné také externím uživatelům, a to především z důvodu povinného zveřejňování účetních výkazů v obchodním rejstříku. Povinnost zveřejňovat své účetní výkazy je dána Zákonem č. 563/1991 Sb., o účetnictví, nicméně rozsah zveřejněných výkazů se liší dle typu účetní jednotky. S účinností od 1. 1. 2016 vstoupila v platnost novela zákona o účetnictví, která zavedla rozdělení společností do čtyř kategorií dle velikosti majetku, ročního úhrnu čistého obrátu a průměrného přepočteného počtu zaměstnanců.

Dle Zákona č. 563/1991, o účetnictví, je mikro účetní jednotkou ta jednotka, která k rozvahovému dni nepřekračuje alespoň dvě hraniční hodnoty uvedené v Tab. 2.1. Malou účetní jednotkou je taková jednotka, která není mikro účetní jednotkou a zároveň nepřekračuje alespoň dvě hraniční hodnoty z Tab. 2.1. Střední účetní jednotkou je společnost, jenž není mikro ani malou účetní jednotkou a zároveň nepřekračuje alespoň dvě hraniční hodnoty zobrazené v Tab. 2.1. Překračuje-li účetní jednotka alespoň dvě hodnoty uvedené v Tab. 2.1, jedná se o velkou účetní jednotku. Velkou účetní jednotkou jsou vždy subjekty veřejného zájmu².

Tab. 2.1 Kategorizace účetních jednotek dle Zákona č. 563/1991, o účetnictví

Kategorie účetní jednotky	Aktiva	Roční úhrn čistého obrátu	Průměrný počet zaměstnanců
Mikro účetní jednotka	do 9 mil. Kč	do 18 mil. Kč	do 10
Malá účetní jednotka	do 100 mil. Kč	do 200 mil. Kč	do 50
Střední účetní jednotka	do 500 mil. Kč	do 1 mld. Kč	do 250
Velká účetní jednotka	nad 500 mil. Kč	nad 1 mld. Kč	nad 250

Zdroj: Zákon č. 563/1991, o účetnictví

Účetní závěrka se skládá z rozvahy, výkazu zisku a ztráty a přílohy, která obsahuje přehled o peněžních tocích a přehled o změnách vlastního kapitálu. Mikro a malé účetní

² banky, pojišťovny, zajišťovny, zdravotní pojišťovny, penzijní společnosti

jednotky nemají povinnost sestavovat přehled o peněžních tocích, přehled o změnách vlastního kapitálu a také nemusí zveřejňovat výkaz zisku a ztráty. Účetní jednotky, jenž nemají povinnost ověřovat svou účetní závěrku auditorem, mohou sestavit účetní závěrku pouze ve zkráceném rozsahu. Tyto skutečnosti vedou k tomu, že pro externí uživatele může být velmi obtížné získat potřebné informace k provedení kvalitní finanční analýzy.

Vnitropodnikové účetní výkazy obsahují interní neveřejné informace, které jsou běžně dostupné pouze určitému okruhu lidí, např. manažerům, účetním, vlastníkům apod., nicméně část těchto interních informací bývá někdy reportována ve výroční zprávě společnosti, která může být zpřístupněna i externím uživatelům. Dle Růčková (2019) se mezi tyto výkazy řadí především údaje z vnitropodnikového účetnictví, podnikových statistik, vnitřních směrnic podniku apod. Použití těchto údajů zajišťuje zpřesnění výsledků finanční analýzy.

2.2.1 Rozvaha

Rozvaha neboli balance je stavový účetní výkaz, který zobrazuje stav majetku podniku a způsob financování tohoto majetku k určitému časovému okamžiku. Majetek podniku je zachycen na straně aktiv, naopak zdroje financování jsou zobrazeny na straně pasiv. Základním bilančním pravidlem je, že aktiva se musí rovnat pasivům.

Jak tvrdí Dluhošová (2010), majetek podniku lze členit dle doby vázanosti v reprodukčním cyklu společnosti na dlouhodobá aktiva a oběžná aktiva. Pasiva jsou rozdělena dle vlastnictví zdrojů, a to na vlastní kapitál a cizí zdroje.

Struktura rozvahy je zobrazena v Tab. 2.2.

Tab. 2.2 Struktura rozvahy

ROZVAHA			
Aktiva		Pasiva	
A.	Pohledávky za upsaný základní kapitál	A.	Vlastní kapitál
B.	Dlouhodobý majetek	A.I.	Základní kapitál
B.I.	Dlouhodobý nehmotný majetek	A.II.	Ážio a kapitálové fondy
B.II.	Dlouhodobý hmotný majetek	A.III.	Fondy ze zisku
B.III.	Dlouhodobý finanční majetek	A.IV.	Výsledek hospodaření minulých let
C.	Oběžná aktiva	A.V.	Výsledek hospodaření běžného účetního období
C.I.	Zásoby	A.VI.	Rozhodnuto o zálohách na výplátě podílu na zisku
C.II.	Pohledávky	B. + C.	Cizí zdroje
C.II.1	Dlouhodobé pohledávky	B.	Rezervy
C.II.2	Krátkodobé pohledávky	C.	Závazky
C.III.	Krátkodobý finanční majetek	C.I.	Dlouhodobé závazky
C.IV.	Peněžní prostředky	C.II.	Krátkodobé závazky
D.	Časové rozlišení aktiv	D.	Časové rozlišení pasiv

Zdroj: Knápková a kol. (2017, s. 24)

2.2.2 Výkaz zisku a ztráty

Výkaz zisku a ztráty je tokový účetní výkaz, který zachycuje vztah mezi výnosy a náklady podniku za určité časové období, obvykle jeden rok. Výnosy lze dle Knápková a kol. (2017) definovat jako peněžní částky, jež společnost obdržela za svou ekonomickou činnost v daném účetním období, bez ohledu na to, zda v tomto období skutečně došlo k jejich inkasu. Náklady pak lze označit za peněžní prostředky, jež byly účelně vynaloženy na získání výnosů, bez ohledu na to, zda byly v daném účetním období skutečně zaplacený. Převyšují-li výnosy v daném účetním období náklady, společnost vykazuje zisk, v opačném případě se jedná o ztrátu.

Základní struktura výkazu zisku a ztráty je zobrazena v Tab. 2.3.

Tab. 2.3 Výkaz zisku a ztráty - druhové členění

	VÝKAZ ZISKU A ZTRÁTY
I.	Tržby z prodeje vlastních výrobků a služeb
II.	Tržby za prodej zboží
A.	Výkonová spotřeba
B.	Změna stavu zásob vlastní činnosti (+/-)
C.	Aktivace (-)
D.	Osobní náklady
E.	Úpravy hodnot v provozní oblasti
III.	Ostatní provozní výnosy
F.	Ostatní provozní náklady
*	Provozní výsledek hospodaření (+/-)
IV.	Výnosy z dlouhodobého finančního majetku - podíly
G.	Náklady vynaložené na prodané podíly
V.	Výnosy z ostatního dlouhodobého finančního majetku
H.	Náklady související s ostatním dlouhodobým finančním majetkem
VI.	Výnosové úroky a podobné výnosy
I.	Úpravy hodnot a rezervy ve finanční oblasti
J.	Nákladové úroky a podobné náklady
VII.	Ostatní finanční výnosy
K.	Ostatní finanční náklady
*	Finanční výsledek hospodaření (+/-)
**	Výsledek hospodaření před zdaněním (+/-)
L.	Daň z příjmů
**	Výsledek hospodaření po zdanění (+/-)
M.	Převod podílu na výsledku hospodaření společníkům (+/-)
***	Výsledek hospodaření za běžné účetní období (+/-)
	Čistý obrát za účetní období = I. + II. + III. + IV. + V. + VI.:

Zdroj: formulář výkazu zisku a ztráty vydaný Ministerstvem financí, dostupné z: <https://www.formulare-ke-stazeni.cz/formulare-ministerstvo-financi.html>

Jak tvrdí Dluhošová (2010), v rámci finanční analýzy je možné se setkat s různými modifikacemi vyjádření zisku. EBITDA neboli EBDIT je označení pro zisk před úhradou úroků, daní a odpisů. EBIT značí zisk před úroky a zdaněním, EBT neboli hrubý zisk

představuje zisk před zdaněním, EAT je označení pro čistý zisk, jenž vyjadřuje výsledek hospodaření za účetní období po zdanění a EAR je zkratka pro nerozdělený zisk, tedy čistý zisk snížený o výplatu podílů na zisku či dividendy.

2.2.3 Přehled o peněžních tocích

Přehled o peněžních tocích neboli výkaz cash flow je tokovým účetním výkazem, pomocí kterého jsou zobrazeny přítoky a odtoky peněžních prostředků a peněžních ekvivalentů za určitý časový úsek, obvykle jeden rok. Příjmy se rozumí veškeré přítoky peněžních prostředků a peněžních ekvivalentů, které společnost obdržela za dané období, výdaji jsou pak veškeré peněžní prostředky a peněžní ekvivalenty, které musela společnost za dané časové období zaplatit.

Výkaz cash flow na rozdíl od rozvahy a výkazu zisku a ztráty nemá v České republice standardizovanou podobu danou zákonem. Společnosti si mohou zvolit také způsob sestavování tohoto výkazu, a to buď přímou, anebo nepřímou metodou. Přímá metoda spočívá ve sledování všech příjmů a výdajů podniku za dané období. Nepřímá metoda je dle Růčková (2019) založena na transformaci zisku do pohybu peněžních prostředků. V praxi se častěji používá právě nepřímá metoda sestavení výkazu cash flow.

Výpočet cash flow nepřímou metodou je zachycen v Tab. 2.4.

Tab. 2.4 Výpočet cash flow nepřímou metodou

PŘEHLED O PENĚŽNÍCH TOCÍCH
Počáteční stav peněžních prostředků
+ odpisy
+ změna stavu dlouhodobých rezerv
+ změna stavu krátkodobých závazků
- změna stavu pohledávek
- změna stavu zásob
= <i>Cash flow z provozní činnosti</i>
- změna stavu dlouhodobého majetku
= <i>Cash flow z investiční činnosti</i>
± dlouhodobé či krátkodobé závazky
± dopady změn vlastního kapitálu
= <i>Cash flow z finanční činnosti</i>
Konečný stav peněžních prostředků

Zdroj: Knápková a kol. (2017, s. 56)

2.2.4 Přehled o změnách vlastního kapitálu

Jak již bylo zmíněno dříve, střední a velké účetní jednotky mají povinnost sestavovat a zveřejňovat ve své účetní závěrce také přehled o změnách vlastního kapitálu, který je dle

Růčková (2019) možné brát jako doplňkový výkaz ke straně pasiv v bilanci, neboť poskytuje informace o tom, jak se zvýšily či snížily jednotlivé položky vlastního kapitálu za dané období.

Změnu vlastního kapitálu za určité období mohou dle Knápková (2017) ovlivňovat jak změny, jenž vyplývají z transakcí s vlastníky (např. výplata dividend či nové vklady do vlastního kapitálu), tak ostatní změny, kterými mohou být např. přesuny mezi jednotlivými fondy ze zisku či změny, které nastaly v důsledku přecenění aktiv či pasiv.

Přehled o změnách vlastního kapitálu nemá v České republice standardizovanou podobu danou zákonem. Společnosti tento výkaz obvykle sestavují buď v horizontální, nebo ve vertikální podobě. Dle Růčková (2019) bývá nejčastěji volena horizontální podoba, která je zachycena v Tab. 2.5.

Tab. 2.5 Přehled o změnách vlastního kapitálu - horizontální podoba

Položka vlastního kapitálu	Počáteční stav	Přírůstky	Úbytky	Konečný stav	Vyplacené podíly na zisku
Základní kapitál					
Ažio a kapitálové fondy					
Fondy ze zisku					
Výsledek hospodaření minulých let					
Výsledek hospodaření běžného účetního období					
Rozhodnutí o zálohové výplatě podílů na zisku					

Zdroj: Růčková (2019, s. 39)

2.2.5 Příloha účetní závěrky

Důležitým zdrojem informací pro finanční analýzu je také příloha účetní závěrky, ve které lze najít např. informace o událostech, které nastaly po rozvahovém dni, o použitých účetních a oceňovacích metodách, o průměrném počtu zaměstnanců, a další.

Základní informace, které musí každá účetní jednotka dle své kategorie uvést v příloze účetní závěrky, jsou vymezeny ve vyhlášce č. 500/2002 Sb., kterou se provádějí některá ustanovení zákona č. 563/1991 Sb., o účetnictví.

2.3 Metody finanční analýzy

S rozvojem matematických a statistických věd vzniklo velké množství metod, kterými lze provádět finanční analýzu. Jak tvrdí Dluhošová (2010), vzniklé metody lze primárně rozdělit na metody deterministické, jenž jsou vhodné především pro analýzu souhrnného vývoje, pro analýzu struktury či analýzu citlivosti, a metody matematicko-statistické, které jsou založeny na statistické náhodnosti dat, k jejich provedení jsou zpravidla nutné delší časové řady a využití

nacházejí především v případech, kdy je nutné posoudit faktory vývoje a určit kauzální závislosti.

Deterministické metody se pak dále člení na:

- analýzu vývojových trendů,
- analýzu struktury,
- vertikálně-horizontální analýzu,
- poměrovou analýzu,
- analýzu soustav ukazatelů,
- analýzu citlivosti.

Matematicko-statistické metody je možné rozdělit na:

- regresní analýzu,
- diskriminační analýzu,
- analýzu rozptylu,
- testování statistických hypotéz.

Analýza vývojových trendů neboli horizontální analýza slouží především k porovnávání souhrnných ukazatelů v čase nebo ke sledování změn souhrnných ukazatelů v čase. Změny souhrnných ukazatelů je možné vyjádřit buď absolutně, tedy:

$$\text{absolutní změna} = U_t - U_{t-1} = \Delta U_t, \quad (2.1)$$

nebo relativně dle:

$$\text{relativní změna} = \frac{U_t - U_{t-1}}{U_{t-1}} = \frac{\Delta U_t}{U_{t-1}}, \quad (2.2)$$

kde U_t představuje hodnotu ukazatele, t značí běžný rok a $t-1$ je rok předchozí.

Pomocí analýzy struktury neboli vertikální analýzy lze posoudit, jak velký podíl ve vybraném souhrnném ukazateli tvoří určité dílčí položky, a to včetně jejich vývoje v čase. Vertikální analýza je vhodným nástrojem především pro rozbor majetkové a kapitálové struktury firem či k rozboru tržeb, zisku, nákladů apod. Obecný vzorec lze zapsat tvarem:

$$\text{podíl na celku} = \frac{U_t}{\sum U_t}, \quad (2.3)$$

kde U_t značí hodnotu dílčího ukazatele a $\sum U_t$ představuje velikost absolutního ukazatele.

Užitím vertikálně-horizontální analýzy je možné získat komplexní přehled o vývoji souhrnných finančních ukazatelů, a zároveň posoudit také vývoj jejich struktury v čase.

Poměrová analýza je jednou z nejpoužívanějších metod finanční analýzy, v rámci které se sestavují poměrové ukazatele z oblasti rentability, aktivity, zadluženosti, likvidity a kapitálového trhu. Poměrová analýza bude důkladněji objasněna v další části této kapitoly.

Jak tvrdí Růčková (2019), cílem analýzy soustav ukazatelů je vytvoření jednoduchého modelu, pomocí kterého bude možné zobrazit vzájemné vazby mezi dílčími ukazateli a poté vysvětlit, jaký vliv mají tyto ukazatele na celkové hospodaření podniku. Jednou z nejznámějších soustav ukazatelů je Du Pontův rozklad ukazatele rentability vlastního kapitálu nebo rentability aktiv.

Dle Dluhošová (2010) by měla být analýza citlivosti zahrnuta v každém hodnocení finanční situace podniku, neboť slouží k posouzení vlivu změn vybraných faktorů na výsledné hodnocení.

Pomocí regresní analýzy je možné najít statistickou funkční závislost mezi jednotlivými finančními ukazateli, např. mezi tržbami a cenami nebo výnosy akcií a vývojem burzovního indexu.

S použitím statistické metody diskriminační analýzy je možné na základě časových řad finančních ukazatelů rozdělovat společnosti do různých skupin dle jejich finanční úrovně, predikovat default firem, stanovovat rating společností, vytvářet souhrnné modely hodnocení finančního zdraví podniků apod.

Analýzu rozptylu je možné použít ve finanční analýze např. k stanovení významnosti jednotlivých faktorů či k analýze rizika.

Důležitou částí regresní, diskriminační a rozptylové analýzy je testování statistických hypotéz, jehož cílem je určit, zda jsou jednotlivé odhadnuté parametry statisticky významné a zda je tedy možné je do vytvořených modelů zařadit.

2.4 Analýza poměrových ukazatelů

Jak již bylo zmíněno výše, analýza poměrových ukazatelů je jednou z nejpoužívanějších metod finanční analýzy, neboť lze díky ní poměrně snadno a rychle získat celkový přehled o finanční situaci zkoumaného podniku. Analýza poměrových ukazatelů je založena na

porovnávání jednotlivých položek z rozvahy, výkazu zisku a ztráty či přehledu o finančních tocích, a proto ji mohou provádět také externí uživatelé, neboť údaje potřebné k provedení poměrové analýzy jsou veřejně dostupné.

Poměrové ukazatele se rozdělují do jednotlivých skupin, a to na ukazatele z oblasti finanční stability a zadluženosti, ukazatele rentability, likvidity, aktivity a ukazatele s využitím údajů kapitálového trhu, které je možné počítat u společností, jejichž akcie jsou veřejně obchodovatelné.

V rámci této podkapitoly byly informace čerpány především z publikací Růčková (2019), Knápková a kol. (2017) a Dluhošová a kol. (2010).

2.4.1 Ukazatele finanční stability a zadluženosti

Ukazatele finanční stability a zadluženosti vypovídají o výši rizika, jenž je spojené s podnikem při dané kapitálové struktuře. Se zvyšujícím se podílem cizího kapitálu narůstá podniku riziko, že nebude schopen splácet své závazky, neboť splátky jistiny a úroků bude muset v budoucnu zaplatit i v případě, že nebude prosperovat. Naopak v případě financování své podnikatelské činnosti pouze z vlastních zdrojů se snižuje výnosnost vloženého kapitálu, neboť vlastní kapitál je dražší než kapitál cizí.

Aby podnik dosahoval co nejvyšší výnosnosti při přiměřené míře rizika, je důležité stanovit optimální finanční strukturu, tedy optimální poměr vlastního a cizího kapitálu. Pomocí ukazatelů finanční stability a zadluženosti lze porovnávat, z jakých zdrojů jsou financována aktiva společnosti.

Mezi ukazatele finanční stability a zadluženosti patří např. podíl vlastního kapitálu na aktivech, majetkový koeficient, stupeň krytí stálých aktiv, celková zadluženost, úrokové zatížení, a další.

Ukazatel **podíl vlastního kapitálu na aktivech** patří k nejdůležitějším ukazatelům v této skupině, neboť hodnotí dlouhodobou finanční stabilitu společnosti a vyjadřuje, do jaké míry je společnost schopná financovat svá aktiva vlastními zdroji. Čím vyšší je hodnota tohoto ukazatele, tím je společnost stabilnější, nicméně příliš vysoká hodnota (blízká jedné) může vést ke snížení výnosnosti vložených prostředků. Výpočet je možné provést dle vztahu:

$$\text{Podíl vlastního kapitálu na aktivech} = \frac{\text{vlastní kapitál}}{\text{celková aktiva}}. \quad (2.4)$$

Taktéž ukazatel **stupeň krytí stálých aktiv** vypovídá o finanční stabilitě podniku, protože poměruje dlouhodobý kapitál se stálými aktivy, přičemž platí, že stálá aktiva by měla být kryta dlouhodobými zdroji, a proto by měla být hodnota tohoto ukazatele rovna alespoň jedné. Vzorec pro výpočet ukazatele je:

$$\text{Stupeň krytí stálých aktiv} = \frac{\text{dlouhodobý kapitál}}{\text{stálá aktiva}}. \quad (2.5)$$

Dalším ukazatelem, který vypovídá o finanční stabilitě, je **majetkový koeficient** neboli **finanční páka**, který vypovídá o tom, do jaké míry podnik využívá vlastní kapitál. Hodnota majetkového koeficientu by měla být v čase stabilní. Vzorec pro výpočet majetkového koeficientu je:

$$\text{Majetkový koeficient} = \frac{\text{celková aktiva}}{\text{vlastní kapitál}}. \quad (2.6)$$

Pomocí ukazatele **celkové zadluženosti** je možné hodnotit přiměřenost zadlužení podniku. Se zvyšující se hodnotou roste riziko, že podnik nebude schopen splácet své závazky. Výpočet ukazatele celkové zadluženosti je možné provést dle vztahu:

$$\text{Celková zadluženost} = \frac{\text{cizí kapitál}}{\text{celková aktiva}}. \quad (2.7)$$

Doplňkovým ukazatelem k ukazateli celkové zadluženosti je **běžná zadluženost**, která se vypočte dle vztahu:

$$\text{Běžná zadluženost} = \frac{\text{krátkodobý cizí kapitál}}{\text{celková aktiva}}. \quad (2.8)$$

Zadluženost vlastního kapitálu je ovlivňována fází vývoje firmy a postoji manažerů či vlastníků k riziku. Jak tvrdí Dluhošová (2010), u stabilních společností by se hodnota tohoto ukazatele měla pohybovat v rozmezí od 0,8 do 1,2. Vzorec pro výpočet zadluženosti vlastního kapitálu je:

$$\text{Zadluženost vlastního kapitálu} = \frac{\text{cizí kapitál}}{\text{vlastní kapitál}}. \quad (2.9)$$

Ukazatel **úrokového zatížení** vypovídá o tom, jakou část vytvořeného zisku před úroky a zdaněním odčerpají úroky. Výše úrokového zatížení je dána především rentabilitou podniku,

výši cizích zdrojů či úrokové sazbě. Obecně platí, že čím menší je hodnota úrokového zatížení v dlouhém období, tím vyšší podíl cizích zdrojů si může společnost dovolit. Vztah pro výpočet úrokového zatížení je:

$$\text{Úrokové zatížení} = \frac{\text{úroky}}{EBIT}. \quad (2.10)$$

2.4.2 Ukazatele rentability

Rentabilita neboli výnosnost vloženého kapitálu udává schopnost podniku dosahovat zisk a tím vytvářet nové finanční zdroje. Míru zisku lze obecně vyjádřit jako podíl zisku a vloženého kapitálu. U ukazatelů rentability by mělo v čase docházet k mírnému růstu, neboť to vyjadřuje zvyšující se efektivitu vložených prostředků.

Mezi ukazatele rentability patří např. rentabilita aktiv, rentabilita dlouhodobých zdrojů, rentabilita vlastního kapitálu, čistá zisková marže či hrubá zisková marže.

Ukazatel **rentability aktiv** neboli ROA patří mezi nejdůležitější ukazatele z této oblasti, neboť poměruje zisk s veškerými aktivy, jenž byly financovány jak z vlastních, tak z cizích zdrojů a vypovídá tak o celkové efektivnosti společnosti. Výpočet ukazatele ROA je možné provést dle vzorce:

$$ROA = \frac{EBIT}{\text{celková aktiva}}. \quad (2.11)$$

Pomocí **rentability dlouhodobých zdrojů** (ROCE) je možné vyjádřit efekt, kterého bylo dosaženo investováním dlouhodobých zdrojů v podniku. Vzorec pro výpočet rentability dlouhodobých zdrojů je:

$$ROCE = \frac{EBIT}{\text{vlastní kapitál} + \text{dlouhodobé cizí zdroje}}. \quad (2.12)$$

Ukazatel **rentability vlastního kapitálu** (ROE) představuje celkovou výnosnost vlastních zdrojů, tedy výnosnost, kterou dosahují vlastníci a investoři společnosti. Pomocí tohoto ukazatele je možné posoudit, zda investoři dosahují náležitého zisku vzhledem k podstupovanému riziku. Obecně platí, že hodnota ukazatele ROE by měla být vyšší než

bezriziková sazba³. Pokud by tomu tak nebylo, pro investory by bylo výhodnější investovat do bezrizikových cenných papírů, neboť by jim přinášel stejný či vyšší zisk při nižší míře rizika. Vzorec pro výpočet rentability vlastního kapitálu je možné vyjádřit jako:

$$ROE = \frac{EAT}{\text{vlastní kapitál}} \quad (2.13)$$

Ukazatel, jenž vyjadřuje množství zisku v Kč, který byl vytvořen 1 Kč tržeb, se nazývá **rentabilita tržeb** neboli ROS. Dle zisku, který byl použit pro výpočet tohoto ukazatele, lze rentabilitu tržeb rozdělit na ukazatel **hrubé ziskové marže** neboli provozní ziskové rozpětí:

$$\text{Hrubá zisková marže} = \frac{EBIT}{\text{tržby}}, \quad (2.14)$$

a ukazatel **čisté ziskové marže**:

$$\text{Čistá zisková marže} = \frac{EAT}{\text{tržby}} \quad (2.15)$$

2.4.3 Ukazatele likvidity

Pojem likvidita obecně vyjadřuje schopnost určité složky majetku podniku přeměnit se co nejrychleji a bez velkých ztrát na peněžní prostředky. Likviditou podniku se pak rozumí schopnost podniku platit své závazky včas a v plné výši. Likvidita podniku je tedy dána tím, jak rychle mu jsou hrazeny pohledávky, zda jsou jeho výrobky, služby či zásoby snadno prodatelné apod.

Likvidita je důležitým ukazatelem, který vyjadřuje finanční stabilitu společnosti, protože pouze společnosti, které jsou dostatečně likvidní, jsou schopny splácet své závazky. Příliš vysoká likvidita však může způsobit snížení výnosnosti vložených prostředků, protože peníze jsou vázány v aktivech, která generují buď žádný, nebo velmi malý zisk. Z tohoto důvodu je třeba nalézt optimální výši likvidity, která zajistí jak přiměřený zisk, tak dostatečnou solventnost podniku.

Ukazateli, jenž spadají do oblasti likvidity, jsou např. ukazatel celkové likvidity, pohotové likvidity, okamžité likvidity či poměrový ukazatel čistého pracovního kapitálu.

³ Za bezrizikovou sazbu je možné považovat výnosnost desetiletých státních dluhopisů.

Pomocí ukazatele **celkové (běžné) likvidity** je možné odhadnout, jak by byla společnost schopna uspokojit závazky vůči věřitelům, kdyby přeměnila veškerý svůj oběžný majetek na peníze. Určitým omezením tohoto ukazatele je skutečnost, že v něm není zohledněna likvidita, jenž se liší pro různé složky oběžného majetku, a také nezohledňuje různou dobu splatnosti krátkodobých závazků. Dle Růčková (2019) by se měla hodnota celkové likvidity pohybovat ideálně v rozmezí od 1,5 do 2,5, nicméně vždy je důležité výslednou hodnotu porovnávat s hodnotou, jenž je typická pro dané odvětví. Vzorec pro výpočet celkové likvidity je:

$$\text{Celková likvidita} = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}}. \quad (2.16)$$

V rámci ukazatele **pohotové likvidity** dochází k očištění oběžných aktiv o nejméně likvidní složku oběžného majetku, tedy o zásoby. Jak tvrdí Růčková (2019), ideální hodnota tohoto ukazatele by se měla pohybovat v intervalu od 1 do 1,5. Z důvodu zajištění vysoké vypovídací schopnosti ukazatele je vhodné očistit položku oběžných aktiv také o nedobytné pohledávky. Pohotovou likviditu je možné vypočítat dle vztahu:

$$\text{Pohotová likvidita} = \frac{\text{oběžná aktiva} - \text{zásoby}}{\text{krátkodobé závazky}}. \quad (2.17)$$

Důležitým ukazatelem likvidity z krátkodobého hlediska je **okamžitá likvidita**, která bere v potaz pouze nejlikvidnější složky oběžného majetku, a to hotovostní peníze, peníze na běžném účtu, šeky a některé volně obchodovatelné cenné papíry. Dle americké literatury by se hodnota okamžité likvidity měla pohybovat v rozmezí od 0,9 do 1,1, nicméně jak tvrdí Růčková (2019), pro Českou republiku se dolní mez často snižuje na hodnotu 0,6, v některých případech až na hodnotu 0,2, která však bývá označována za hodnotu kritickou. Vzorec pro výpočet okamžité likvidity má tvar:

$$\text{Okamžitá likvidita} = \frac{\text{pohotové platební prostředky}}{\text{krátkodobé závazky}}. \quad (2.18)$$

Poměrový ukazatel čistého pracovního kapitálu (ČPK) vychází z rozdílového ukazatele čistý pracovní kapitál, což je označení pro část oběžného aktiv, která je kryta dlouhodobými zdroji. Hodnota čistého pracovního kapitálu by neměla být záporná, protože by to znamenalo podkapitalizování podniku, tedy stav, kdy krátkodobý cizí kapitál finančně kryje dlouhodobý majetek. Dle Dluhošová (2010) by se měla hodnota poměrového ukazatele čistého

pracovního kapitálu pohybovat v rozmezí od 0,3 do 0,5. Výpočet poměrového ukazatele čistého pracovního kapitálu je možný dle:

$$\text{Poměrový ukazatel ČPK} = \frac{\text{oběžná aktiva} - \text{krátkodobé závazky}}{\text{oběžná aktiva}}. \quad (2.19)$$

2.4.4 Ukazatele aktivity

Ukazatele aktivity vyjadřují relativní vázanost jednotlivých složek kapitálu v různých formách aktiv nebo pasiv. Pomocí těchto ukazatelů se nejčastěji určuje obratovost a doba obratu.

Obrátka celkových aktiv vyjadřuje rychlost obratu, tedy kolikrát se během určitého období přemění aktiva na peněžní prostředky. Čím vyšší je hodnota tohoto ukazatele, tím efektivněji jsou využívána aktiva podniku. Vzorec pro výpočet obrátky celkových aktiv je:

$$\text{Obrátka celkových aktiv} = \frac{\text{tržby}}{\text{celková aktiva}}. \quad (2.20)$$

Pomocí ukazatele **doby obratu aktiv** je možné vyjádřit, kolik dní bude trvat, než se aktiva přemění na peněžní prostředky. Čím kratší je doba obratu, tím efektivněji je majetek využíván. Vztah pro výpočet doby obratu aktiv je:

$$\text{Doba obratu aktiv} = \frac{\text{celková aktiva} \cdot 360}{\text{tržby}}. \quad (2.21)$$

Ukazatel **doby obratu zásob** udává, jak dlouho je oběžný majetek vázán ve formě zásob, než se přemění na peněžní prostředky. Pozitivním znakem je snižující se doba obratu zásob. Vzorec pro výpočet doby obratu zásob je:

$$\text{Doba obratu zásob} = \frac{\text{zásoby} \cdot 360}{\text{tržby}}. \quad (2.22)$$

Dle **doby obratu pohledávek** je možné určit, kolik dní průměrně trvá, než dojde k zaplacení faktury odběrateli. Hodnota tohoto ukazatele by měla být srovnatelná s hodnotou doby obratu pohledávek v odvětví. Vztah pro výpočet doby obratu pohledávek je:

$$\text{Doba obratu pohledávek} = \frac{\text{pohledávky} \cdot 360}{\text{tržby}}. \quad (2.23)$$

Doba obratu závazků udává, kolik dní průměrně trvá, než jsou splaceny závazky společnosti, vypovídá tedy o její platební morálce. Dle tzv. pravidla solventnosti by měla být doba obratu závazků větší než doba obratu pohledávek, aby nedošlo k narušení likvidity společnosti. Dobu obratu závazků lze vypočítat dle vztahu:

$$Doba\ obratu\ závazků = \frac{závazky \cdot 360}{tržby} . \quad (2.24)$$

2.5 Způsoby srovnání výsledků finanční analýzy

Po provedení finanční analýzy je možné provádět různá srovnání výsledků, např. srovnání vůči normě, v prostoru či v čase.

Základem srovnávání vzhledem k normě je srovnávání ukazatelů finanční analýzy s jejich doporučenými hodnotami. Doporučená hodnota může mít charakter průměru, minima, maxima nebo může být stanoven interval, ve kterém by se měla výsledná hodnota ukazatele pohybovat. Při srovnávání výsledků finanční analýzy s doporučenými hodnotami je třeba dbát opatrnosti v interpretaci, neboť vždy je nutné brát v úvahu charakter společnosti a odvětví, ve kterém se pohybuje, neboť každé odvětví má svá specifika, která se mohou projevit odchýlením doporučených hodnot od hodnot typických pro dané odvětví.

Srovnávání ukazatelů v prostoru představuje srovnání výsledků společnosti s jinými společnostmi ve stejném časovém úseku. Aby bylo možné srovnávat různé společnosti, je třeba je nejprve rozdělit do skupin, ve kterých se budou nacházet pouze podniky, které jsou srovnatelné z hlediska oboru, času a legislativy. Časová srovnatelnost je dosažena v případě, kdy výsledky finanční analýzy pocházejí ze stejného období a za stejný časový interval. Legislativní srovnatelnost je dodržena, pokud jednotlivé společnosti mají zákonem stanovené stejné účetní postupy.

Základem srovnávání v čase je analýza časových řad ukazatelů, tedy srovnávání, jak se jednotlivé ukazatele finanční analýzy vyvíjely v určitých časových obdobích.

3 Charakteristika modelů predikce finanční tísně

Třetí kapitola diplomové práce je zaměřena na charakteristiku modelů predikce finanční tísně. V první části kapitoly budou definovány ratingové a scóringové modely. Následně budou popsány vybrané statistické metody, jež jsou vhodným nástrojem pro sestavení scóringových modelů. Konkrétně zde bude zmíněna lineární diskriminační analýza, lineární regrese a logistická regrese, která bude detailněji zpracována, neboť bude v aplikační části diplomové práce využita k vytvoření scóringového predikčního modelu. Závěr třetí kapitoly je věnován vybraným bonitním a bankrotním modelům.

3.1 Ratingové modely

Jak tvrdí Vinš, Liška (2005), rating lze definovat jako nezávislé hodnocení, pomocí kterého lze zjistit, zda zkoumaný subjekt je a bude schopen dostát všem svým závazkům, a to včas a v plné výši. Výsledkem tohoto nezávislého hodnocení je udělení ratingové známky z dané ratingové stupnice, která může sloužit k porovnávání států, bank, nefinančních institucí, investic, cenných papírů apod. Rating vyjadřuje riziko spjaté s daným subjektem, nemělo by však být považováno za investiční doporučení.

Jelikož je možné považovat rating za poměrně objektivní posouzení bonity podniků, měst, států či finančních instrumentů, má v dnešní době velké uplatnění, a to především u investorů, investičních společností a bank, kterým poskytuje informace o kvalitě daného subjektu.

Ratingové ohodnocení obvykle vypracovávají ratingové agentury na základě jak kvantitativních, tak kvalitativních údajů. Mezi kvantitativní faktory patří především údaje z provedené finanční analýzy, jako jsou ukazatele rentability, likvidity, zadluženosti, vývoj ziskovosti daného subjektu a další. Dále se sleduje vývoj makroekonomických veličin v daném státu, např. míra inflace, nezaměstnanosti, zadlužení státu či vývoj HDP. Mezi kvalitativní faktory patří například kvalita managementu, postavení na trhu jak domácím, tak globálním, citlivost subjektu na sezónnost či cykličnost, struktura dodavatelů a odběratelů, dostupnost a ceny výrobních faktorů, technologická vyspělost apod.

Mezi nejznámější ratingové agentury patří společnosti Moody's, Standard & Poor's a Fitch Ratings. Nejdůležitějšími vlastnostmi ratingových agentur jsou nezávislost a kredibilita. Nezávislost se dle Vinš, Liška (2005) projevuje tím, že zaměstnanci ani akcionáři ratingové

agentury nesmí mít konflikt zájmů, rating by měl představovat jedinou činnost agentury a agentura rovněž nesmí investovat do instrumentů, jenž sama hodnotí. Důležitým znakem dobré ratingové agentury je taktéž zachování obchodního tajemství jimi hodnocených společností.

3.2 Scóringové modely

Určitým zjednodušením ratingových modelů jsou modely scóringové, jenž jsou jednodušší na zpracování, neboť je zapotřebí méně dat, než v případě sestavování ratingového ohodnocení. Dle Valecký, Slivková (2012), vychází scóringové modely z finanční analýzy dat, v rámci které se používají data převážně kvantitativního charakteru. Kvalitativní data je možné do modelů také zahrnout, ale až poté, co jsou transformována na data kvantitativní.

Jak tvrdí Gurný, Gurný (2013), scóringové modely jsou nejpoužívanějším nástrojem pro odhadnutí pravděpodobnosti úpadku společností. Fungují na principu přiřazování vah jednotlivým finančním a ekonomickým indikátorům, přičemž váhy představují významnost jednotlivých indikátorů při predikci defaultu společnosti. Tento princip je používán především v bankovníctví, neboť je možné jej použít k ohodnocení bonity jak fyzických, tak právnických osob. Na principu scóringových modelů se sestavují souhrnné modely hodnocení finanční stability podniku, jako Altmanův Z-score model, Baeverův model, Taflerův model, Index IN dle Inky a Ivana Neumaierových apod.

Dle Valecký, Slivková (2012) jsou scóringové modely hojně využívány také v pojišťovnictví, kde nachází uplatnění především v oblasti identifikace pojistných podvodů.

K sestavení scóringových modelů se používají různé statistické metody, jako např. lineární či kvadratická diskriminační analýza, lineární a logistická regrese, rozhodovací stromy nebo neuronové sítě.

V následující části této kapitoly budou popsány vybrané, výše uvedené statistické metody. Největší pozornost bude věnována popisu logistické regrese, neboť právě tato metoda bude použita v aplikační části diplomové práce k sestavení modelu predikce úpadku společností s ručením omezeným na území České republiky.

3.2.1 Lineární diskriminační analýza

Jak tvrdí Meloun a Militký (2012), pomocí diskriminační analýzy je možné zkoumat vztah mezi skupinou p nezávislých znaků, jenž se označují jako diskriminátory, a jednou závisle proměnnou, která představuje výstup. Dle Hair (2014) je diskriminační analýza vhodnou statistickou metodou, pokud je závislá proměnná kategoriální a nezávislé proměnné jsou spojité.

Hlavním cílem diskriminační analýzy je dle Pecáková (2018) nalezení klasifikačního pravidla, pomocí kterého bude možné zařadit objekty do skupin a poté předvídat, jaké bude jejich chování.

Dalšími cíli diskriminační analýzy mohou být dle Meloun a Militký (2012):

- stanovení, zda mezi profily průměrného skóre diskriminátorů pro dvě nebo více předem definovaných skupin existují statisticky významné rozdíly,
- vytyčit postupy, pomocí kterých budou objekty zařazovány do tříd na základě skóre v souboru diskriminátorů, apod.

Mezi základní předpoklady diskriminační analýzy patří:

- vícerozměrná normalita diskriminátorů,
- nepřítomnost multikolinearity mezi jednotlivými diskriminátory,
- neexistence odlehklých hodnot,
- lineárnost všech vztahů,
- podobná velikost kovariančních matic, a další.

Nedodržení těchto předpokladů by mělo špatný vliv na klasifikační schopnost výsledků diskriminační analýzy.

Jak tvrdí Meloun a Militký (2012), aby mohla být diskriminační funkce správně vyčíslena, je třeba nejprve vybrat vhodnou metodu a rozhodnout, kolik deskriptorů použít. První metodou, kterou je možné použít k odvození diskriminační funkce, je metoda přímá, jenž spočívá v zahrnutí všech vybraných prediktorů do rovnice najednou, a to bez ohledu na jejich diskriminační sílu. V případě, kdy jsou deskriptory zahrnovány do diskriminační funkce postupně dle jejich diskriminační síly, se jedná o metodu krokovou.

Dle Hair (2014) lze diskriminační funkci zapsat vztahem:

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk}, \quad (3.1)$$

kde Z_{jk} představuje diskriminační Z-skóre j -té diskriminační funkce pro k -té pozorování, a značí úroňovou konstantu, W_i je diskriminační váha pro nezávislou proměnnou i a X_{ik} je nezávislá proměnná i pro k -té pozorování.

3.2.2 Lineární regrese

Hlavním cílem lineární regrese je vysvětlení změn závislé (vysvětlované) proměnné pomocí změn nezávislých (vysvětlujících) proměnných. Lineární závislost mezi vysvětlovanou a vysvětlujícími proměnnými je možné zachytit pomocí matematické lineární funkce:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k, \quad (3.2)$$

kde Y značí vysvětlovanou proměnnou, β_0 je úroňová konstanta a β_1 až β_k představují neznámé regresní koeficienty. X_1 až X_k jsou jednotlivé vysvětlující proměnné v modelu.

Dle regresních koeficientů β_1 až β_k lze změřit, jak se změni střední hodnota vysvětlované proměnné, pokud se vysvětlující proměnná X_k změni o jednotku, při nezměněné výši ostatních vysvětlujících proměnných.

Zavedením náhodné složky u_t do matematického modelu vznikne stochastický regresní model:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + u_t. \quad (3.3)$$

Náhodná složka u_t představuje vliv dalších veličin, které by mohly působit na vývoj vysvětlované proměnné, ale které nejsou do modelu zahrnuty.

Správně sestavený lineární model by měl dodržovat tyto předpoklady:

- vysvětlující proměnná X_t je nenáhodná (nestochastická),
- střední hodnota náhodné složky u_t je rovna 0, tj. $E(u_t) = 0$,
- rozptyl náhodné složky u_t je konečný a konstantní, tj. $\text{Var}(u_t / X_t) = \sigma^2$,
- náhodné složky u_t jsou nekorelované, tj. $\text{cov}(u_i ; u_j) = 0$ pro $i \neq j$,
- náhodná složka u_t má normální rozdělení, tj. $u_t \sim N(0 ; \sigma^2)$
- kovariance náhodné složky a vysvětlující proměnné je nulová, tj. $\text{cov}(u_t ; X_t) = 0$,
- regresní model je správně specifikován,
- vysvětlující proměnné nejsou multikolineární.

Jak tvrdí Hušek (2007), při dodržení výše uvedených předpokladů je možné např. pomocí metody nejmenších čtverců odhadnout vektor neznámých regresních koeficientů i náhodné rozdělení reziduí ve zkoumaném lineárním regresním modelu. Výhodou využití metody nejmenších čtverců je poměrně jednoduchý postup a skutečnost, že je schopná poskytnout odhady s optimálními vlastnostmi regresních koeficientů i pro malé výběry pozorování.

3.3 Logistická regrese

Hlavním cílem logistické regrese je nalezení modelu, který bude nejlépe popisovat vztah mezi vysvětlovanou proměnnou a vysvětlujícími proměnnými. Na rozdíl od lineárního regresního modelu, ve kterém se pracuje se spojitou vysvětlovanou proměnnou, se v rámci logistické regrese používá kategorická vysvětlující proměnná, která umožňuje predikovat pravděpodobnost, zda určitý jev nastane nebo nikoliv.

Jak tvrdí Meloun a Militký (2012), podle typu závislé proměnné lze rozdělit logistickou regresi do tří kategorií, a to na binární logistickou regresi, ordinální logistickou regresi a nominální logistickou regresi.

V rámci binární logistické regrese se využívá binární vysvětlovaná proměnná, která může nabývat pouze dvou hodnot, a to buď 0, což značí, že určitý jev nenastal, anebo 1, znázorňující výskyt zkoumaného jevu. V případě ordinální logistické regrese se pracuje s ordinální vysvětlovanou proměnnou, jenž nabývá tří a více stavů, lze ji tedy využít např. k predikování stoupající síly (souhlasit, spíše souhlasit, spíše nesouhlasit, nesouhlasit). Při výpočtu pravděpodobnosti nominální závislé proměnné, jenž nabývá tří a více stavů, mezi kterými se stanovuje pouze určitá odlišnost, se jedná o nominální logistickou regresi.

Jelikož lze pravděpodobnost úpadku společnosti vyjádřit pouze dvěma hodnotami, a to že buď nastal, anebo nenastal, bude tato podkapitola dále zaměřena na binární logistickou regresi.

3.3.1 Odhad logistického modelu

Při sestavování logistického modelu je, stejně jako u jiných statistických metod, třeba zvážit velikost analyzovaného souboru dat. Jak tvrdí Hair (2014), příliš malé vzorky dat mohou vést ke vzniku výběrových chyb, které povedou ke zkreslení modelu. Naopak v případě analyzování souboru dat, jenž obsahuje příliš mnoho údajů, může dojít k tomu, že i relevantní rozdíly budou označeny jako statisticky nevýznamné. Z tohoto důvodu Hair (2014), s odkazem

na Hosmer a Lemeshow (2000), doporučuje používat soubory dat obsahující alespoň 400 pozorování, přičemž každá skupina by měla obsahovat alespoň 10 pozorování na jeden odhadovaný parametr.

Při posuzování, které vysvětlující proměnné do modelu zařadit, je nutné otestovat, zda se v modelu nevyskytuje multikolinearita, tedy lineární závislost mezi jednotlivými vysvětlujícími proměnnými. Testování existence multikolinearity v modelu je možné provést např. pomocí korelační matice, vícenásobného koeficientu korelace nebo dle míry korelovanosti.

Výpočet párové korelace, jenž se používá při testování multikolinearity pomocí korelační matice, je následující:

$$r_{x_1x_2} = \frac{cov(X_1X_2)}{S_{X_1}S_{X_2}} \in \langle -1;1 \rangle, \quad (3.4)$$

kde $r_{x_1x_2}$ představuje párový korelační koeficient, $cov(X_1X_2)$ značí kovarianci dvou vysvětlujících proměnných a $S_{X_1}S_{X_2}$ je součin směrodatných odchylek těchto dvou proměnných.

Párový korelační koeficient může nabývat hodnot od -1 do 1. Pokud bude hodnota párového korelačního koeficientu v absolutní hodnotě vyšší než 0,8, lze předpokládat silnou párovou korelaci mezi danými vysvětlujícími proměnnými.

Jak tvrdí Hančlová (2012), výskyt silné lineární závislosti mezi jednotlivými vysvětlujícími proměnnými v modelu je negativní jev, neboť může způsobovat zkreslení odhadnutých parametrů, regresní koeficienty mohou být odhadnuty se špatnými znaménky nebo v důsledku velkého rozptylu a kovariance odhadnutých parametrů může dojít k chybnému testování hypotéz. Z těchto důvodů je třeba zabránit výskytu silné multikolinearity v modelu, a to například pomocí odstranění té vysvětlující proměnné, která způsobuje multikolinearitu, z modelu, nebo rozšířením původního výběrového souboru dat.

Jak tvrdí Řezanková (2017), logistická regrese vychází z přirozeného logaritmu šance, že závislá proměnná bude spadat buď do kategorie 1, která vypovídá o výskytu zkoumaného jevu, nebo 0, jenž značí nepotvrzení výskytu daného jevu. Pravděpodobnost, že vysvětlovaná proměnná Y bude nabývat hodnoty 1, se označuje písmenem π . Pravděpodobnost, že se zkoumaný jev nevyskytne, je možné označit jako $(1 - \pi)$. Pravděpodobnostní poměr (*odds ratio*), že vysvětlovaná proměnná nabude příslušné kategorie, se dá vyjádřit podílem těchto dvou pravděpodobností:

$$odds\ ratio = \frac{\pi}{1-\pi}, \quad (3.5)$$

přičemž hodnota pravděpodobnostního poměru může nabývat hodnot z intervalu $\langle 0; \infty \rangle$.

Zlogaritmováním předchozího vzorce je získána logistická regresní funkce ve tvaru:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots}}. \quad (3.6)$$

a následně pomocí tzv. logitové transformace vznikne logistický model (logit):

$$g(\pi) = \ln \frac{\pi}{1-\pi} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots, \quad (3.7)$$

který nabývá hodnot od $(-\infty; \infty)$.

Odhad regresních koeficientů

Jelikož se v rámci logistické regrese pracuje s binární závislou proměnnou, odhad regresních koeficientů není v případě logistické regrese založen na metodě nejmenších čtverců jako u lineární regrese, nýbrž na metodě maximální věrohodnosti.

Věrohodnostní funkci je dle Hosmer, Lemeshow a Sturdivant (2013) možné zapsat v tomto tvaru:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{1-y_i}. \quad (3.8)$$

Za účelem maximalizace věrohodnostní funkce je vhodné aplikovat logaritmus na předchozí rovnici. Maximalizovaná věrohodnostní funkce má tento tvar:

$$L(\beta) = \ln[l(\beta)] = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[\pi(x_i)] + (1-y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\}. \quad (3.9)$$

K nalezení hodnoty β , jenž je nazývána také jako maximální věrohodnostní odhad, je nutné provést parciální derivaci funkce $L(\beta)$ zvlášť pro jednotlivé parametry $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ a výsledné rovnice pak položit rovny nule. Tyto rovnice jsou označovány jako tzv. věrohodnostní rovnice a je možné je zapsat tímto tvarem:

$$\sum [y_i - \pi(x_i)] = 0 \quad (3.10)$$

a

$$\sum x_i [y_i - \pi(x_i)] = 0. \quad (3.11)$$

Jednotlivé regresní koeficienty β se počítají dle rovnic (3.10) a (3.11).

Pro odhad regresních koeficientů β je možné použít také novodobé statistické programy, jako jsou IBM SPSS Statistics, STATA, SAS, EViews a další. V aplikační části diplomové práce bude logistický model odhadován pomocí programu IBM SPSS Statistics 24.0.

Testování statistické významnosti regresních koeficientů

Poté, co byly v rámci logistické regrese odhadnuty jednotlivé regresní koeficienty, je třeba posoudit, zda jsou na dané hladině významnosti statisticky významné, a je tedy možné s nimi v modelu pracovat.

Pro posouzení statistické významnosti koeficientů je možné použít stejně jako v lineární regresi t-test, ale jak tvrdí Meloun a Militký (2012), při použití velkých výběrů dat v rámci logistické regrese se k testování statistické významnosti beta koeficientů používá Waldovo testovací kritérium, jenž má následující tvar:

$$W = \frac{\beta_i}{SE(\beta_i)}, \quad (3.12)$$

kde β_i představuje odhadnutý regresní koeficient a $SE(\beta_i)$ je směrodatná odchylka odhadnutého koeficientu.

Dle Field (2018) se při použití statistického programu IBM SPSS zobrazuje Waldovo testovací kritérium jako W^2 , takže má chí-kvadrát rozdělení s jedním stupněm volnosti.

Interpretace odhadnutých koeficientů

Logistickou regresí je možná získat dva typy beta koeficientů. Prvním z nich je logistický koeficient beta, který nabývá jak kladných, tak záporných hodnot. Pokud je hodnota beta koeficientu kladná, znamená to, že mezi vysvětlovanou a vysvětlující proměnnou existuje pozitivní závislost. Záporná hodnota beta koeficientu značí závislost negativní.

Druhým typem je exponovaný koeficient beta, který vyjadřuje poměr šancí (odds ratio), zda určitý jev nastane či nikoliv. Čím vyšší je hodnota exponovaného koeficientu beta, tím větší je šance, že daný jev nastane. Naopak hodnota menší než 1 vyjadřuje negativní závislost

vysvětlující a vysvětlované proměnné. Exponované koeficienty beta nabývají hodnot v intervalu $(0; \infty)$.

3.3.2 Statistická verifikace modelu

K ověření statistické významnosti modelu jako celku je možné použít míru těsnosti proložení dat logistickým modelem D , která je definována vztahem:

$$D = -2 \ln L_{(1)}, \quad (3.13)$$

kde $L_{(1)}$ představuje hodnotu pravděpodobnosti, že se daný jev uskuteční. Míra těsnosti dat proložení logistickým modelem bývá často označována jako -2LL neboli -2 log-likelihood.

Čím menší je hodnota tohoto ukazatele, tím je predikční schopnost modelu lepší a naopak. Perfektního proložení logistickým modelem je dosaženo v případě, že hodnota -2LL je rovna nule.

Pomocí míry těsnosti proložení dat logistickým modelem je možné porovnávat různé regresní modely. Porovnávat lze například model obsahující pouze konstantu, s modelem, který zahrnuje kromě konstanty také jednu, dvě nebo více vysvětlujících proměnných. Model, který bude mít hodnotu -2LL nižší, bude lépe predikovat výskyt daného jevu.

Dalším možným indikátorem správnosti modelu je determinační koeficient R^2 , který určuje predikční schopnost modelu. Koeficient R^2 nabývá hodnot od 0 do 1, přičemž čím vyšší je hodnota koeficientu R^2 , tím lepší je vypovídací schopnost modelu.

Pro posouzení predikční schopnosti logistického modelu se hojně využívá determinační koeficient Cox & Snell R Square, který lze dle Field (2018) vypočítat vztahem:

$$R_{CS}^2 = 1 - \exp\left(\frac{-2LL_M - (-2LL_0)}{n}\right), \quad (3.14)$$

kde $-2LL_M$ představuje míru těsnosti proložení dat sestaveného modelu, $-2LL_0$ značí míru těsnosti proložení dat modelu obsahujícího pouze konstantu a n je velikost zkoumaného vzorku.

Jak tvrdí Field (2012), výsledná hodnota Cox & Snell determinačního koeficientu nikdy nedosáhne hodnoty 1, a proto v roce 1991 představil Nagelkerke modifikaci Cox & Snell determinačního koeficientu, který již tohoto teoretického maxima je schopen dosáhnout. Nagelkerkeho determinační koeficient je dán vztahem:

$$R_N^2 = \frac{R_{CS}^2}{1 - \exp\left(-\frac{2LL_0}{n}\right)}. \quad (3.15)$$

3.3.3 Hodnocení klasifikační síly modelu

Poté, co byla otestována statistická významnost jednotlivých beta koeficientů i modelu jako celku, je třeba ověřit, zda je model schopen správně zařazovat objekty do jedné ze dvou tříd, tedy do skupiny 0 v případě, že daný jev nenastal, nebo do skupiny 1, která značí výskyt daného jevu. Klasifikační sílu modelu je možné otestovat například pomocí klasifikační tabulky nebo ROC křivky.

V klasifikační tabulce jsou zobrazeny četnosti správně predikovaných jevů do skupiny 0 či 1 a také četnost nesprávně zařazených jevů do dané třídy. Jak tvrdí Hebák (2005), pro sestavení klasifikační tabulky je nutné nejprve zvolit tzv. hodnotu cut value, pomocí které bude rozhodnuto, jaké odhady π_i budou indikovat, že daný jev nastal (zařazení do skupiny 1) a naopak kdy jev nenastal (zařazení do skupiny 0). Nejčastější hodnotou cut value je 0,5, což značí, že pokud odhad π_i bude větší než 0,5, vysvětlující proměnná bude zařazena do skupiny 1. Hodnoty π_i menší než 0,5 způsobí zařazení vysvětlované proměnné do skupiny 0.

Tab. 3.1 představuje vzor klasifikační tabulky.

Tab. 3.1 Klasifikační tabulka

Skutečný výsledek	Predikovaný výsledek		Úspěšnost v %
	0	1	
0	správná predikce skupiny 0	nesprávná predikce skupiny 0	%
1	nesprávná predikce skupiny 1	správná predikce skupiny 1	%
Celková úspěšnost v %			%

Zdroj: vlastní zpracování

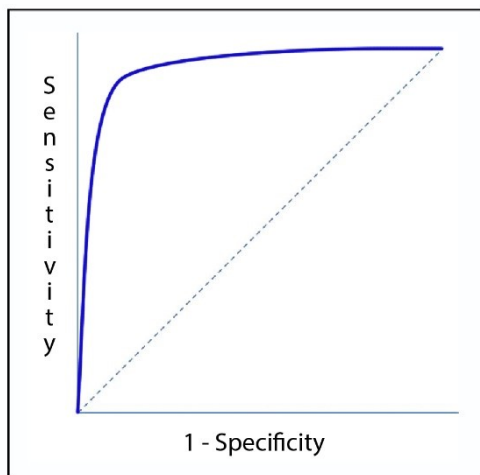
Procentuální úspěšnost predikovaného výsledku se počítá jako podíl správně predikovaných jevů na celkovém počtu predikovaných jevů v dané skupině. Celková úspěšnost modelu je pak dána průměrem procentuálních úspěšností obou skupin.

ROC křivka neboli Receiver Operating Characteristic Curve je grafickým nástrojem pro posouzení klasifikační přesnosti sestaveného logistického modelu. Jak tvrdí Kleinbaum a Klein (2010), pomocí ROC křivky je možné zobrazit vztah mezi senzitivitou a (1 – specificitou). Senzitivita představuje relativní četnost správného zařazení objektů do příslušné skupiny, tzv.

pravdivý signál. $(1 - \text{specificita})$ značí relativní četnost nesprávného zařazení objektů do příslušné skupiny, což je označováno jako tzv. falešný signál.

V Obr. 3.1 je pomocí ROC křivky zobrazen vztah mezi senzitivitou a $(1 - \text{specificitou})$.

Obrázek 3.1 ROC křivka

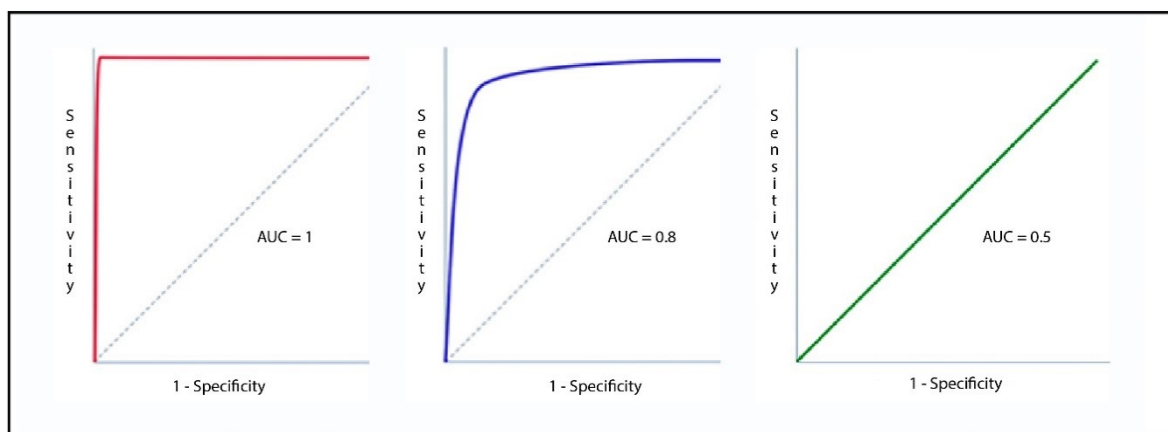


Zdroj: <https://www.cienciasinseso.com/en/tag/roc-curve/>

V souvislosti s ROC křivkou se často využívá také ukazatel AUC, neboli Area Under the Curve, který nabývá hodnot od 0,5 do 1. Jak tvrdí Hebák (2005), v případě, kdy je hodnota AUC rovna 0,5, ROC křivka kopíruje osu 45 stupňů a znamená to, že model nemá žádnou klasifikační sílu a objekty jsou do příslušných skupin zařazovány zcela náhodně. Je-li hodnota AUC rovna 1, ROC křivka kopíruje levou svislou a horní vodorovnou stranu čtverce a znamená to, že model dokáže dokonale přiřadit jednotlivé objekty do příslušných skupin.

V Obrázku 3.2 jsou zobrazeny ROC křivky s různou hodnotou ukazatele AUC.

Obrázek 3.2 ROC křivky s různou hodnotou AUC



Zdroj: <https://www.cienciasinseso.com/en/tag/roc-curve/>

Obecně tedy platí, že čím větší je plocha pod ROC křivkou, tím větší je diskriminační síla modelu.

3.4 Souhrnné modely hodnocení finanční úrovně

Jak tvrdí Růčková (2019), hlavním cílem souhrnných modelů hodnocení finanční úrovně je vyjádřit pomocí jednoho čísla celkovou finanční výkonnost a stabilitu společnosti. Dle Dluhošová a kol. (2010) byly tyto souhrnné modely vytvořeny, aby bylo možné jednoduše rozeznat příčiny finanční nestability podniků a včas detekovat možný úpadek společnosti, neboť se přepokládá, že již několik let před úpadkem společnosti se v podniku objevují určité charakteristické znaky, které jsou pro podniky, kterým hrozí úpadek, společné.

Souhrnné modely hodnocení finančního zdraví se rozdělují do dvou skupin, a to na modely bankrotní a bonitní. Jak tvrdí Růčková (2019), vypovídací schopnost těchto modelů není příliš vysoká, a proto by měly sloužit pouze jako doplněk k jiným metodám.

3.4.1 Bonitní modely

Podstatou bonitních modelů je diagnostika finančního zdraví a určení bonity firmy pomocí bodového hodnocení za jednotlivé oblasti hospodaření, přičemž cílem těchto metod je určení, zda se zkoumaná společnost řadí mezi dobré anebo špatné firmy. Pomocí bonitních modelů je pak možné provádět v rámci určitého odvětví mezipodnikové srovnání.

Mezi nejznámějšími bonitní modely patří např. Kralickův Quick-test, Index bonity či Tamariho model.

Kralickův Quick-test

Základem Kralickova Quick-testu jsou čtyři poměrové ukazatele, přičemž každý z nich zastupuje jinou oblast finanční analýzy. V rámci tohoto modelu se nejprve testuje finanční stabilita, výnosová situace a nakonec je provedeno souhrnné hodnocení finanční situace podniku.

Základem Kralickova Quick-testu jsou následující ukazatele:

$$R_1 = \frac{\text{vlastní kapitál}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.16)$$

$$R_2 = \frac{\text{cizí zdroje - peněžní prostředky}}{\text{provozní cash flow}}, \quad (3.17)$$

$$R_3 = \frac{\text{zisk před zdaněním a úroky}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.18)$$

$$R_4 = \frac{\text{provozní cash flow}}{\text{provozní výnosy}}. \quad (3.19)$$

Následně jsou výsledky ukazatelů ohodnoceny pomocí Kralickovy bodovací škály uvedené v Tab. 3.2.

Tab. 3.2 Kralickova bodovací škála

Bodové ohodnocení Kralickova Quick-testu							
R1		R2		R3		R4	
Hodnota	Body	Hodnota	Body	Hodnota	Body	Hodnota	Body
0,3 a více	4	3 a méně	4	0,15 a více	4	0,1 a více	4
0,2 až 0,3	3	2 až 5	3	0,12 až 0,15	3	0,08 až 0,1	3
0,1 až 0,2	2	5 až 12	2	0,08 až 0,12	2	0,05 až 0,08	2
0,0 až 0,1	1	12 až 30	1	0,00 až 0,08	1	0,00 až 0,05	1
0,0 a méně	0	30 a více	0	0,00 a méně	0	0,00 a méně	0

Zdroj: Dluhošová a kol. (2010, s. 100)

Nakonec je otestována finanční stabilita:

$$FS = \frac{R_1 + R_2}{2}, \quad (3.20)$$

výnosová situace:

$$VS = \frac{R_3 + R_4}{2}, \quad (3.21)$$

a souhrnné ohodnocení finanční situace podniku:

$$SH = \frac{FS + VS}{2} . \quad (3.22)$$

Kritérium pro posouzení finančního zdraví podniku je následující:

- pokud jsou hodnoty FS , VS a SH vyšší než 3 body, je možné podnik považovat za velmi dobrý,
- hodnoty v intervalu od 1 do 3 značí tzv. šedou zónu nevyhraněných výsledků, kdy nelze jednoznačně určit možný vývoj společnosti,
- pokud jsou hodnoty menší než 1 bod, znamená to, že se podnik nachází ve špatné finanční situaci.

Index bonity

Index bonity neboli indikátor bonity je dle Sedláček (2007) založen na multivariační diskriminační analýze a je hojně využíván především v německy mluvících zemích.

Základem tohoto souhrnného modelu jsou ukazatele:

$$X_1 = \frac{\text{cash flow}}{\text{cizí zdroje}} , \quad (3.23)$$

$$X_2 = \frac{\text{celková aktiva}}{\text{cizí zdroje}} , \quad (3.24)$$

$$X_3 = \frac{\text{zisk před zdaněním}}{\text{celková aktiva}} , \quad (3.25)$$

$$X_4 = \frac{\text{zisk před zdaněním}}{\text{provozní výnosy}} , \quad (3.26)$$

$$X_5 = \frac{\text{zásoby}}{\text{provozní výnosy}} , \quad (3.27)$$

$$X_6 = \frac{\text{provozní výnosy}}{\text{celková aktiva}} . \quad (3.28)$$

Index bonity je pak dán rovnicí:

$$B_i = 1,5X_{i1} + 0,08X_{i2} + 10X_{i3} + 5X_{i4} + 0,3X_{i5} + 0,1X_{i6} . \quad (3.29)$$

Pomocí výsledné hodnoty B_i je možné určit finančně-ekonomickou situaci dané firmy, přičemž obecně platí, že čím vyšší je hodnota B_i , tím je hodnocená společnost v lepší finanční kondici, viz Tab. 3.3, ve které je zobrazena hodnotící stupnice Indexu bonity.

Tab. 3.3 Hodnotící stupnice Indexu bonity

Hodnota B_i	Finanční situace společnosti
(-3 ; -2)	extrémně špatná
(-2 ; -1)	velmi špatná
(-1 ; 0)	špatná
(0 ; 1)	společnost má určité problémy
(1 ; 2)	dobrá
(2 ; 3)	velmi dobrá
3 a více	extrémně dobrá

Zdroj: Sedláček (2007, s. 109)

Tamariho model

Jak tvrdí Růčková (2019), Tamariho model byl vytvořen v šedesátých letech minulého století, avšak své využití nachází i v dnešní době, neboť vychází ze skutečného rozložení hodnot ukazatelů v dané skupině, což zajišťuje poměrně vysokou vypovídací schopnost modelu.

Pro výpočet Tamariho modelu se používají následující ukazatele:

$$T_1 = \frac{\text{vlastní kapitál}}{\text{cizí kapitál}}, \quad (3.30)$$

$$T_2 = \frac{\text{čistý zisk}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.31)$$

$$T_3 = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{krátkodobé závazky}}, \quad (3.32)$$

$$T_4 = \frac{\text{výrobní spotřeba}}{\text{průměrný stav nedokončené výroby}}, \quad (3.33)$$

$$T_5 = \frac{\text{tržby}}{\text{průměrný stav pohledávek}}, \quad (3.34)$$

$$T_6 = \frac{\text{výrobní spotřeba}}{\text{pracovní kapitál}}. \quad (3.35)$$

Následně jsou výsledky výše uvedených ukazatelů ohodnoceny pomocí Tamariho bodové stupnice, přičemž nejvyšší váha je přiřazena ukazatelům T_1 a T_2 , následně ukazateli T_3 . Nejmenší podíl na výsledném hodnocení firmy mají ukazatele T_4 , T_5 a T_6 . Maximální hodnotou, kterou lze v rámci Tamariho modelu dosáhnout, je 100 bodů. Čím vyšší je výsledná hodnota, tím vyšší je jeho bonita hodnoceného podniku.

3.4.2 Bankrotní modely

Pomocí bankrotních modelů je možné odhadnout, zda zkoumané společnosti hrozí v blízké době bankrot či nikoliv. Předpokládá se, že již několik let před bankrotem je možné v podniku pozorovat určité příznaky, které jsou shodné pro podniky ohrožené defaultem. Dle Růčková (2019) mívají podniky ohrožené defaultem problémy především s běžnou likviditou, s rentabilitou aktiv či s výší čistého pracovního kapitálu.

Mezi bankrotní modely patří např. Altmanův Z-score model, Taflerův model či Baeverův model.

Altmanův Z-score model

Cílem Altmanova modelu je pomocí jednoduchého výpočtu určit, zda hodnocené společnosti hrozí bankrot, anebo zda je společnost finančně stabilní a v nejbližší době nebude defaultem ohrožena. Altmanův Z-score model vychází z diskriminační analýzy, pomocí které dokázal určit, které poměrové ukazatele mají největší vliv na úpadek společnosti, a tyto ukazatele pak zahrnul do svého Z-score modelu.

Pro společnosti, jejichž akcie jsou veřejně obchodovatelné na burze, je možné vyjádřit Z-score model rovnicí:

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1X_5, \quad (3.36)$$

kde

$$X_1 = \frac{\text{pracovní kapitál}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.37)$$

$$X_2 = \frac{\text{nerozdělený zisk}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.38)$$

$$X_3 = \frac{\text{zisk před úroky a daněmi}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.39)$$

$$X_4 = \frac{\text{tržní cena akcií}}{\text{celkové závazky}}, \quad (3.40)$$

$$X_5 = \frac{\text{tržby}}{\text{celková aktiva}}. \quad (3.41)$$

Je-li výsledná hodnota Z vyšší než 2,99, pravděpodobnost, že podnik zbankrotuje, je minimální. Naopak u podniků, jenž mají hodnotu Z menší než 1,81, je možné očekávat finanční problémy a s tím spojenou vysokou pravděpodobnost bankrotu. Nachází-li se výsledná hodnota Z v intervalu od 1,81 do 2,99, podnik je řazen do tzv. šedé zóny nevyhraněných výsledků.

Pro společnosti, jejichž akcie nejsou obchodovány na kapitálovém trhu, sestavil Altman tento model:

$$Z = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,42X_4 + 0,998X_5, \quad (3.42)$$

ve kterém jsou všechny parametry vypočítány stejně jako v modelu určeném pro veřejně obchodovatelné akciové společnosti, s výjimkou ukazatele X_4 , který je nyní vypočten jako:

$$X_4 = \frac{\text{účetní hodnota vlastního kapitálu}}{\text{celkové závazky}}. \quad (3.43)$$

Společnosti, jejichž vypočtená hodnota Z je vyšší než 2,90, mají minimální pravděpodobnost bankrotu. Podniky, u kterých klesla hodnota Z pod 1,20, jsou naopak výrazně ohroženy bankrotem. Nachází-li se výsledná hodnota Z v intervalu od 1,20 do 2,90, podnik je řazen do tzv. šedé zóny nevyhraněných výsledků.

Jak tvrdí Dluhošová a kol. (2010), pro nevýrobní firmy a emerging markets⁴ byla v roce 1995 publikována další modifikace Altmanova modelu, ve kterém byla vypuštěna proměnná X_5 :

$$Z = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4. \quad (3.44)$$

Je-li výsledná hodnota tohoto modifikovaného Z -score modelu vyšší než 2,6, existuje pouze malá pravděpodobnost bankrotu hodnocené společnosti. S velkou pravděpodobností

⁴ rozvíjející se trhy, vyznačující se rychlým hospodářským růstem, jsou však spojeny s poměrně vysokým investičním rizikem

hrozí bankrot společností, jenž obdržely hodnotu Z menší než 1,1. Nachází-li se výsledná hodnota Z v intervalu od 1,1 do 2,6, podnik je řazen do tzv. šedé zóny nevyhraněných výsledků.

Taflerův model

Taflerův model je dalším z bankrotních modelů, jehož cílem je včas rozeznat společnosti, které jsou v blízké budoucnosti ohroženy bankrotem.

Základem pro výpočet Taflerova modelu jsou následující ukazatele:

$$X_1 = \frac{\text{zisk před zdaněním}}{\text{krátkodobé závazky}}, \quad (3.45)$$

$$X_2 = \frac{\text{oběžná aktiva}}{\text{celkové závazky}}, \quad (3.46)$$

$$X_3 = \frac{\text{krátkodobé závazky}}{\text{celková aktiva}}, \quad (3.47)$$

$$X_4 = \frac{\text{finanční majetek}}{\text{provozní náklady - odpisy}}. \quad (3.48)$$

Rovnice pro výpočet Taflerova modelu má tvar:

$$Z_T = 0,53X_1 + 0,13X_2 + 0,18X_3 + 0,16X_4. \quad (3.49)$$

Je-li výsledná hodnota Z_T vyšší než 0, sledovaná společnost není bankrotem ohrožena. V případě, kdy je hodnota Z_T nižší než 0, znamená to, že podniku hrozí bankrot.

4 Stanovení a aplikace scóringového modelu

Čtvrtá, aplikační část diplomové práce je zaměřena na využití teoretických předpokladů, uvedených v předchozí kapitole, k sestavení logistického regresního modelu, který bude sloužit k predikci finanční tísně společností s ručením omezeným v České republice. V rámci této kapitoly budou nejprve nadefinována vstupní data potřebná k sestavení predikčního modelu. Následně bude pomocí programu IBM SPSS 24.0 provedena jednorozměrná analýza, poté bude testována přítomnost multikolinearity v modelu. V dalším kroku bude proveden odhad logistického modelu pomocí Stepwise metody, v rámci kterého budou odhadnuty beta koeficienty, provedena statistická verifikace a zhodnocena klasifikační síla modelu. Následně bude logistický model odhadnut také pomocí metody ENTER, nato bude pomocí programu MS Excel testována správnost tohoto modelu. V závěru kapitoly bude vyhodnoceno, který z modelů nejlépe předpovídá default společnosti.

4.1 Popis vstupních dat použitých k sestavení predikčního modelu

Základním zdrojem dat použitých pro sestavení predikčního modelu jsou finanční výkazy vybraných společností s ručením omezeným v České republice. K sestavení predikčního modelu bylo náhodně vybráno celkem 411 firem. Rozvahy a výkazy zisku a ztráty jednotlivých podniků byly získány z Obchodního rejstříku, dostupného na portálu justice.cz.

Celkem 175 společností z vybraného vzorku 411 firem vykazovalo v letech 2017-2018 znaky finanční tísně, což znamená, že společnost vyhlásila úpadek, bylo zahájeno insolvenční řízení nebo byl prohlášen konkurs či likvidace společnosti. Seznam firem, u kterých se vyskytly znaky finanční tísně, byl získán z Insolvenčního rejstříku⁵. Zbýlých 236 společností je možné označit jako finančně zdravé.

Primárním zdrojem dat pro vytvoření predikčního modelu jsou poměrové ukazatele, které byly vypočteny dle vztahů (2.4) až (2.24) v rámci finanční analýzy vybraných společností. Výsledky těchto ukazatelů byly použity při tvorbě modelu selhání jako vysvětlující proměnné.

Po provedení finanční analýzy bylo zjištěno, že některé poměrové ukazatele musí být z modelování vyloučeny, neboť by zhoršily vypovídací schopnost predikčního modelu. Prvním

⁵ <https://isir.justice.cz/isir/common/index.do>

ukazatelem, který musel být vyloučen, je ukazatel rentability vlastního kapitálu (ROE). Problém s použitím tohoto ukazatele spočíval v tom, že některé firmy nacházející se ve finanční tísní, vykazovaly zápornou hodnotu vlastního kapitálu a zároveň také zápornou hodnotu zisku, což by způsobilo kladný výsledek ukazatele. Dalším ukazatelem, který musel být vyloučen, je stupeň krytí stálých aktiv, neboť u společností, které ve svých výkazech neměly položku dlouhodobých aktiv, nebylo možné tento ukazatel vypočítat. Z důvodu chybějící položky zásob u mnoha firem bylo nutné vyřadit také ukazatel doby obratu zásob.

Jelikož některé společnosti neměly ve svých finančních výkazech zahrnuty důležité položky pro výpočet poměrových ukazatelů, především tržby či pohledávky, bylo rozhodnuto o vyřazení 21 firem z modelu.

4.2 Logistická regrese

Hlavním cílem diplomové práce je pomocí logistické regrese nalézt vzájemný vztah mezi vysvětlujícími proměnnými, kterými jsou v této diplomové práci jednotlivé poměrové ukazatele, a vysvětlovanou proměnnou, jenž zobrazuje možný úpadek společnosti. Závislá, neboli vysvětlovaná proměnná, nabývá v rámci binární logistické regrese pouze dvou hodnot, a to buď 0, což značí společnost, u které se neprojevíly znaky finanční tísně, anebo 1, znázorňující podniky s finančními problémy.

Očištěný soubor dat obsahující výsledky poměrových ukazatelů 391 společností je nutné rozdělit na dvě části. První část, obsahující celkem 100 firem ve finanční tísní a 183 zdravých společností, představuje analyzovaný soubor, pomocí kterého bude sestaven model úpadku. Zbývajících 108 společností tvoří klasifikovaný soubor, jenž bude použit pro ověření správnosti vytvořeného predikčního modelu.

4.2.1 Jednorozměrná analýza

Při predikci regresního modelu je nutné nejprve určit, zda jsou všechny nezávisle proměnné v modelu statisticky významné na hladině spolehlivosti 5 %, a následně ty proměnné, které toto kritérium nesplňují, z modelu vyloučit.

V Tab. 4.1 jsou zobrazeny výsledky jednofaktorové analýzy, které znázorňují statistickou významnost (Sig.) jednotlivých poměrových ukazatelů, jakožto nezávislých proměnných, vzhledem k závislé proměnné, tedy defaultu společnosti. Aby bylo možné nezávisle proměnnou ponechat v modelu, nesmí být hodnota Sig. vyšší než 0,05.

Tab. 4.1 Statistická významnost poměrových ukazatelů v modelu úpadku

		Score	df	Sig.
Variables	VK_A	23,477	1	,000
	M_KOEF	,382	1	,536
	CZ	23,376	1	,000
	BZ	17,284	1	,000
	Z_VK	,244	1	,621
	UZ	1,213	1	,271
	ROA	11,667	1	,001
	ROCE	1,202	1	,273
	ROS_I	4,029	1	,045
	ROS_II	3,901	1	,048
	OCA	25,916	1	,000
	DOA	1,897	1	,168
	DOP	,176	1	,674
	DOZ	2,341	1	,126
	CL	21,926	1	,000
	PL	16,740	1	,000
	OL	19,765	1	,000
	CPK	8,046	1	,005

Jak lze vidět z Tab. 4.1, sedm poměrových ukazatelů je statisticky nevýznamných na hladině pravděpodobnosti 5 %, a proto musí být z modelu odstraněny. Jedná se o ukazatele majetkový koeficient, zadluženost vlastního kapitálu, úrokové zatížení, rentabilita dlouhodobých zdrojů, doba obratu aktiv, doba obratu pohledávek a doba obratu závazků.

Po vyřazení statisticky nevýznamných nezávislých proměnných je pro sestavení regresního modelu použito zbylých 11 poměrových ukazatelů ze všech oblastí finanční analýzy. Oblast finanční stability a zadluženosti zastupují ukazatele podíl vlastního kapitálu na aktivech, celková zadluženost a běžná zadluženost. Z oblasti rentability jsou zahrnuty ukazatele rentabilita aktiv, čistá zisková marže a hrubá provozní marže. Pro posouzení platební schopnosti firem jsou v modelu použity ukazatele celková, pohotová a okamžitá likvidita a také poměrový ukazatel čistého pracovního kapitálu. Z oblasti aktivity je statisticky významná pouze obrátka celkových aktiv.

4.2.2 Test multikolinearity

Z důvodu zajištění vysoké vypovídací schopnosti modelu je nutné otestovat a případně odstranit možný výskyt multikolinearity, tj. lineární závislosti mezi jednotlivými vysvětlujícími

proměnnými. Testování existence multikolinearity v modelu je možné provést pomocí Pearsonova korelačního koeficientu. Pokud je hodnota Pearsonova korelačního koeficientu mezi dvěma vysvětlujícími proměnnými v absolutní hodnotě vyšší než 0,8, lze předpokládat, že se v modelu nachází multikolinearita. Korelační matice obsahující hodnoty Pearsonova korelačního koeficientu je uvedena v Příloze 1.

V rámci testování multikolinearity bylo zjištěno, že existuje silná lineární závislost mezi ukazateli podíl vlastního kapitálu na aktivech, celková zadluženost, běžná zadluženost a rentabilita aktiv. Z tohoto důvodu byly ukazatele podíl vlastního kapitálu na aktivech, běžná zadluženost a rentabilita aktiv z modelu vyloučeny. Vysoká hodnota párové korelace byla zaznamenána také u ukazatelů čistá zisková marže a hrubá zisková marže, a proto byl ukazatel hrubá zisková marže z modelu odstraněn. Vysoká míra závislosti byla prokázána také u celkové a pohotové likvidity, což znamenalo nutnost vyřazení ukazatele celkové likvidity.

Po odstranění výše uvedených ukazatelů je v modelu pracováno s nezávislými proměnnými celková zadluženost, rentabilita tržeb (čistá zisková marže), obrátka celkových aktiv, pohotová likvidita, okamžitá likvidita a poměrovým ukazatelem čistého pracovního kapitálu.

4.3 Odhad logistického modelu metodou Stepwise

Poté, co byly definovány statisticky významné vysvětlující proměnné, a odstraněny nezávislé proměnné se silnou vzájemnou lineární závislostí, může dojít k sestavení logistického binárního regresního modelu. Pro potřeby sestavení modelu je použit program IBM SPSS 24.0, prostřednictvím kterého bude využita kroková metoda Forward Stepwise regression, jenž je založena na postupném přidávání vysvětlujících proměnných do modelu.

4.3.1 Odhad beta koeficientů

V nultém kroku metody Stepwise je model sestaven bez vysvětlujících proměnných, obsahuje pouze konstantu. V Tab. 4.2 je zobrazena hodnota ukazatele míry těsnosti proložení dat logistickým modelem a koeficient konstanty pro nultý krok metody Stepwise.

Tab. 4.2 Hodnota -2LL a koeficient konstanty v nultém kroku Stepwise metody

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients Constant
Step 0	1	367,637	-,587
	2	367,617	-,604
	3	367,617	-,604

Jak lze vidět z Tab. 4.3, v prvním kroku Stepwise metody byla do modelu přidána obrátka celkových aktiv, v rámci druhého kroku byl doplněn také ukazatel celkové zadluženosti. Zbývající nezávislé proměnné již do modelu nebyly zařazeny, neboť výpočtem dle metody Stepwise bylo určeno, že zařazení další vysvětlující proměnné by nezlepšilo vypovídací schopnost modelu.

Tab. 4.3 Souhrnná charakteristika vysvětlujících proměnných zařazených do modelu metodou Stepwise

		Variables in the Equation					
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	OCA	,824	,150	29,999	1	,000	2,280
	Constant	-1,610	,214	56,419	1	,000	,200
Step 2 ^b	CZ	9,300	1,388	44,903	1	,000	10937,101
	OCA	,783	,226	12,045	1	,001	2,189
	Constant	-7,246	1,006	51,903	1	,000	,001

a. Variable(s) entered on step 1: OCA.

b. Variable(s) entered on step 2: CZ.

Na základě Waldovy statistiky je možné říci, že konstanta i vysvětlující proměnné obrátka celkových aktiv a celková zadluženost jsou na hladině významnosti 5 % statisticky významné, což znamená, že se zamítá hypotéza o nulové hodnotě beta koeficientů jednotlivých nezávislých proměnných.

Po ověření statistické významnosti jednotlivých proměnných může být sestavena logistická regresní funkce dle (3.6). V rámci sestavení této funkce jsou použity pouze proměnné, které v modelu zůstaly po provedení Stepwise krokové metody, tedy poměrové ukazatele obrátka celkových aktiv a celková zadluženost, které zastupují oblast aktivity a finanční stability podniku. Beta koeficienty jednotlivých vysvětlujících proměnných jsou zobrazeny v Tab. 4.3 v sloupci B. K sestavení regresní funkce jsou použity pouze koeficienty z druhého kroku Stepwise metody.

Logistická regresní funkce má po dosazení beta koeficientů tento tvar:

$$\pi = \frac{e^{-7,246 + 9,3 \cdot CZ + 0,783 \cdot OCA}}{1 + e^{-7,246 + 9,3 \cdot CZ + 0,783 \cdot OCA}}.$$

Následně je pomocí logitové transformace π dle (3.7) vytvořen logistický model:

$$g(\pi) = -7,246 + 9,3 \cdot CZ + 0,783 \cdot OCA.$$

Beta koeficienty vysvětlujících proměnných mohou nabývat buď kladných, anebo záporných hodnot. Pokud je hodnota beta koeficientu kladná, znamená to, že mezi vysvětlovanou a vysvětlující proměnnou existuje pozitivní závislost. Záporná hodnota beta koeficientu značí závislost negativní. Jak lze vidět z výše uvedeného logistického modelu, beta koeficienty obou vysvětlujících proměnných jsou kladné, což znamená, že pozitivně působí na vysvětlovanou proměnnou, tedy default společnosti.

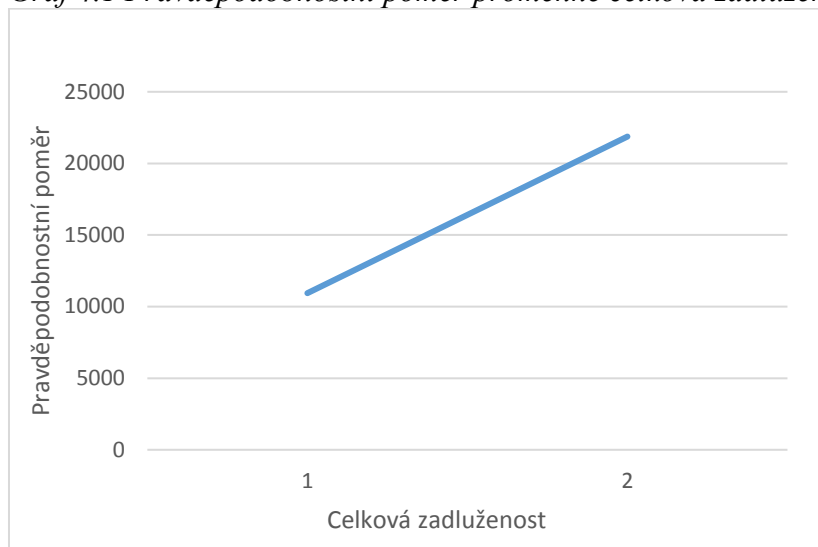
Růst ukazatele celkové zadluženosti negativně ovlivňuje finanční stabilitu a platební schopnost podniku, což vede k vyšší pravděpodobnosti úpadku firmy, jelikož se musí stále více a více zadlužovat, aby zajistila svůj provoz. Zvyšující se obrátka celkových aktiv je běžně vnímána jako pozitivní jev, neboť vypovídá o efektivním využívání majetku, a tudíž by měla riziko úpadku spíše snižovat, což však nebylo v logistickém modelu potvrzeno. U společností, které se dostávají do finančních problémů, může tento ukazatel růst, a přitom to nebude znamenat, že se jejich finanční situace zlepšuje. Vysvětlením kladného působení zvyšující se obrátky aktiv na default podniku je skutečnost, že společnosti, které se nacházejí ve finanční tísní, mají problémy s likviditou, a proto rozprodávají svůj majetek, aby byly schopny dále provozovat svou ekonomickou činnost. Snížení celkové hodnoty aktiv při stejné, anebo poměrově menší výši tržeb, vede k růstu tohoto ukazatele, což je tomto kontextu chápáno jako jev negativní.

Z Tab. 4.3 lze rovněž vyčíst hodnoty exponovaných beta koeficientů $\text{Exp}(B)$, které vyjadřují pravděpodobnostní poměr (odds ratio), zda dojde k úpadku firmy či nikoliv. Čím vyšší je hodnota exponovaného koeficientu beta, tím větší je šance, že dojde k defaultu společnosti. Naopak hodnota menší než 1 vyjadřuje negativní závislost vysvětlující a vysvětlované proměnné.

Exponovaný beta koeficient proměnné celková zadluženost nabývá hodnoty 10937,101, což znamená, že zvýšením hodnoty ukazatele celkové zadluženosti o jednotku, při neměnné hodnotě druhého poměrového ukazatele, se šance, že se podnik dostane do finanční tísně, zvýší 10937,101 krát.

V Grafu 4.1 je zachycena jednotková změna poměrového ukazatele celkové zadluženosti a vývoj hodnoty pravděpodobnostního poměru při takové změně.

Graf 4.1 Pravděpodobnostní poměr proměnné celková zadluženost



Dojde-li k nárůstu proměnné obrátka celkových aktiv o jednotku, při neměnné výši ukazatele celkové zadluženosti, pravděpodobnost defaultu společnosti se zvýší více než dvakrát.

V Grafu 4.2 je zobrazena jednotková změna obrátky celkových aktiv a vývoj hodnoty pravděpodobnostního poměru při takové změně.

Graf 4.2 Pravděpodobnostní poměr proměnné obrátka celkových aktiv



4.3.2 Statistická verifikace modelu

K ověření statistické významnosti modelu jako celku je možné použít míru těsnosti proložení dat logistickým modelem (-2LL). Čím menší je hodnota tohoto ukazatele, tím je predikční schopnost modelu lepší a naopak. Dalším možným indikátorem správnosti modelu je determinační koeficient R^2 , který nabývá hodnot od 0 do 1. Čím vyšší je hodnota koeficientu R^2 , tím lepší je vypovídací schopnost modelu. Pro posouzení modelu v této diplomové práci je použit determinační koeficient Cox & Snell R Square a jeho modifikace Nagelkerke R Square.

V Tab. 4.4 jsou zachyceny hodnoty míry těsnosti proložení dat a obou výše zmíněných determinačních koeficientů v prvním a druhém kroku Stepwise metody.

Tab. 4.4 Hodnoty -2LL a determinačních koeficientů v jednotlivých krocích Stepwise metody

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	312,536 ^a	,177	,243
2	99,711 ^b	,612	,842

Jak lze vidět z Tab. 4.2 a 4.4, postupným zařazováním statisticky významných nezávislých proměnných do modelu dochází k zlepšování predikční schopnosti modelu. V nultém kroku Stepwise metody, kdy byla v modelu obsažena pouze konstanta, byla hodnota míry těsnosti proložení dat 367,617. Po přidání první vysvětlující proměnné došlo ke zlepšení na 312,536 a následným přidáním druhé nezávislé proměnné do modelu klesla hodnota míry těsnosti proložení dat na 99,711.

Postupným zařazováním více proměnných do modelu došlo také k vylepšení determinačních koeficientů. Po doplnění druhého poměrového ukazatele činí hodnota Cox & Snell R Square 0,612 a hodnota Nagelkerke R Square je 0,842, což značí velmi dobrou vypovídací schopnost modelu, neboť 84,2 % změn závislé proměnné je vysvětleno sestaveným modelem.

4.3.3 Hodnocení klasifikační síly modelu

K ověření, zda byly analyzované společnosti správně zařazeny buď do skupiny 0 (finančně zdravé firmy), anebo skupiny 1 (podniky ve finanční tísní), je možné použít klasifikační tabulku.

V Tab. 4.5 je znázorněna klasifikační tabulka analyzovaného vzorku firem v prvním a druhém kroku metody Stepwise.

Tab. 4.5 Klasifikační tabulka analyzovaného vzorku firem v jednotlivých krocích Stepwise metody

		Observed	Predicted		Percentage Correct
			CD ,00	1,00	
Step 1	CD	,00	178	5	97,3
		1,00	61	39	39,0
	Overall Percentage				76,7
Step 2	CD	,00	174	9	95,1
		1,00	13	87	87,0
	Overall Percentage				92,2

a. The cut value is ,500

Při pohledu na Tab. 4.5 lze vidět, že v druhém, a tedy konečném kroku metody Stepwise, bylo 174 z celkových 183 zdravých firem správně zařazeno do příslušné skupiny, což představuje 95 % úspěšnost. 87 společností nacházejících se ve finanční tísní bylo správně klasifikováno, zbylých 13 společností z celkového počtu 100 firem bylo identifikováno chybně, což činí 87 % úspěšnost.

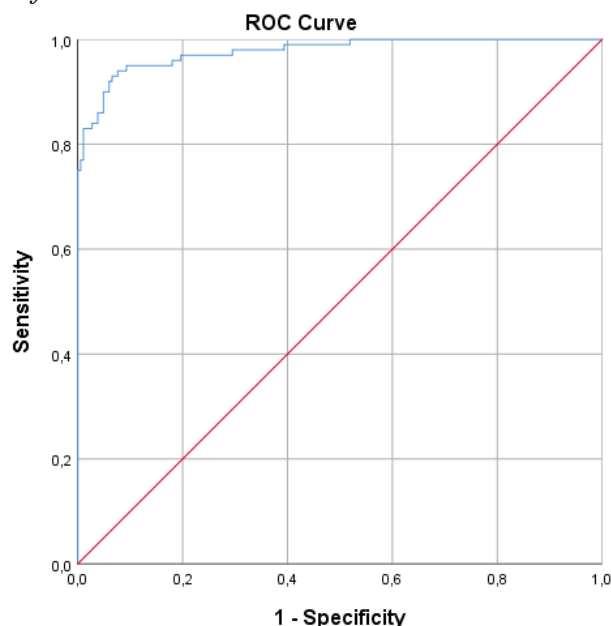
Celková predikční úspěšnost logistického modelu, pomocí kterého jsou analyzované společnosti zařazovány do příslušné bankrotní skupiny, je 92,2 %. Tento výsledek vypovídá o vysoké klasifikační přesnosti modelu.

The cut value 0,500 znamená, že v případě, kdy predikovaná pravděpodobnost úpadku přesáhne hodnotu 0,5, společnost bude zařazena do skupiny 1. Pokud bude hodnota logitu menší než 0,5, společnost bude zařazena do skupiny 0.

Další možností, jak ověřit klasifikační schopnost modelu, je sestavení tzv. ROC křivky. ROC křivka znázorňuje vztah mezi specifitou a senzitivitou, přičemž specifita představuje relativní správnost zařazení firem do příslušné bankrotní skupiny a senzitivita naopak značí relativní nesprávné zařazení společnosti.

Graf. 4.3 znázorňuje ROC křivku sestaveného logistického modelu.

Graf 4.3 ROC křivka



Z Grafu 4.3 je na první pohled patrné, že křivka ROC kopíruje levý horní roh grafu, a tudíž je možné potvrdit velmi vysokou diskriminační schopnost sestaveného logistického modelu. Dalším indikátorem klasifikační schopnosti modelu je ukazatel AUC, neboli Area Under the Curve, jenž představuje velikost plochy nacházející se pod ROC křivkou. Hodnota tohoto ukazatele pro sestavený model činí 0,977, což značí výbornou klasifikační schopnost. Na základě grafické analýzy je tedy potvrzeno, že model je správně sestaven a může být používán pro predikci bankrotu společností.

4.4 Odhad logistického modelu metodou ENTER

V rámci této podkapitoly bude logistický model odhadnut pomocí metody ENTER, která, na rozdíl od metody Stepwise, vloží všechny proměnné do modelu najednou. Metoda ENTER je jednou z nejpoužívanějších metod, pomocí které lze sestavit logistický model. Jak tvrdí Hosmer, Lemeshow a Sturdivant (2013) s odkazem na Lee a Koval (1997), při použití metody Stepwise může dojít k vyloučení některých významných vysvětlujících proměnných z modelu, a to pouze z toho důvodu, že standardně používaná hladina významnosti 5 % je v metodě Stepwise příliš striktní. Jelikož byly při odhadu logistického modelu pomocí Stepwise metody zahrnuty do modelu pouze 2 ze 7 vysvětlujících proměnných, bylo rozhodnuto o provedení odhadu logistického modelu také pomocí metody ENTER.

4.4.1 Odhad beta koeficientů

Odhad beta koeficientů je proveden v programu IBM SPSS 24.0. Jak již bylo zmíněno výše, v rámci metody ENTER jsou všechny proměnné zařazeny do modelu již v prvním kroku.

V Tab. 4.6 jsou zobrazeny beta koeficienty vysvětlujících proměnných (B), jejich statistická významnost na dané hladině významnosti (Sig.) a exponované beta koeficienty Exp(B).

Tab. 4.6 Souhrnná charakteristika vysvětlujících proměnných zařazených do modelu metodou ENTER

		Variables in the Equation					
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	CZ	9,591	1,690	32,194	1	,000	14633,986
	ROS_I	-14,753	4,790	9,485	1	,002	,000
	OCA	,594	,235	6,390	1	,011	1,811
	PL	-,084	,159	,282	1	,595	,919
	OL	,197	,225	,766	1	,381	1,218
	CPK	,060	,074	,660	1	,417	1,062
	Constant	-6,388	1,103	33,559	1	,000	,002

a. Variable(s) entered on step 1: CZ, ROS_I, OCA, PL, OL, CPK.

Na základě hodnoty Sig. je možné z Tab. 4.6 vyčíst, že pro sestavení modelu na hladině spolehlivosti 5 % jsou statisticky významné pouze tři vysvětlující proměnné, a to ukazatele celkové zadluženosti, rentability tržeb a obrátky celkových aktiv. Poměrové ukazatele pohotová likvidita, oběžná likvidita a poměrový ukazatel čistého pracovního kapitálu jsou na hladině spolehlivosti 5 % nevýznamné, a proto nebudou do modelu zařazeny.

Tvar logistické regresní funkce má po dosazení beta koeficientů je:

$$\pi = \frac{e^{-6,388 + 9,591 \cdot CZ - 14,753 \cdot ROS_I + 0,594 \cdot OCA}}{1 + e^{-6,388 + 9,591 \cdot CZ - 14,753 \cdot ROS_I + 0,594 \cdot OCA}}.$$

Následně je pomocí logitové transformace π dle (3.7) vytvořen logistický model:

$$g(\pi) = -6,388 + 9,591 \cdot CZ - 14,753 \cdot ROS_I + 0,594 \cdot OCA.$$

Beta koeficienty vysvětlujících proměnných celková zadluženost a obrátka celkových aktiv jsou kladné, což značí pozitivní závislost mezi těmito ukazateli a vysvětlovanou proměnnou. Naopak u vysvětlující proměnné rentabilita tržeb je možné vidět záporný beta

koeficient, který vypovídá o negativní závislosti mezi tímto poměrovým ukazatelem a závislou proměnnou.

Pokud dojde ke snížení rentability tržeb, pravděpodobnost úpadku společnosti se zvýší, neboť pokles tohoto ukazatele svědčí o špatném finančním řízení či zhoršující se pověsti podniku, kvůli kterých není dosaženo dostatečné návratnosti vložených zdrojů. Snižující se rentabilita tržeb může nastat také v případě, kdy přestává být zájem o koupi výrobků či služeb, jenž společnost nabízí, a proto management přistoupí na snížení prodejní ceny, aby byl zajištěn dostatečný prodej těchto výrobků nebo služeb.

4.4.2 Statistická verifikace modelu

Statistická významnost modelu jako celku je zjišťována pomocí míry těsnosti proložení dat logistickým modelem (-2LL) a determinačních koeficientů Cox & Snell R Square a jeho modifikace Nagelkerke R Square.

V Tab. 4.7 jsou zachyceny hodnoty obou výše zmíněných determinačních koeficientů a hodnota míry těsnosti proložení dat logistickým modelem.

Tab. 4.7 Hodnoty determinačních koeficientů a -2LL

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	77,674 ^a	,641	,882

Jak lze vidět z Tab. 4.7 a 4.4, hodnota míry těsnosti proložení dat logistickým modelem vytvořeným metodou ENTER je ještě menší, než hodnota tohoto ukazatele u modelu sestaveným krokovou metodou Stepwise, což vypovídá o lepší predikční schopnosti modelu vytvořeném metodou ENTER. Mírné zlepšení nastalo také u determinačních koeficientů, jenž nyní nabývají hodnot 0,641 u Cox & Snell R^2 a 0,882 u Nagelkerke R Square. Na základě těchto ukazatelů je možné říci, že model má velmi dobrou vypovídací schopnost, neboť 88,2 % změn závislé proměnné je vysvětleno sestaveným modelem.

4.4.3 Hodnocení klasifikační síly modelu

K ověření, zda byly analyzované společnosti správně zařazeny buď do skupiny 0 (finančně zdravé firmy) nebo skupiny 1 (podniky ve finanční tísní) je použita klasifikační tabulka.

V Tab. 4.8 je zobrazena klasifikační tabulka analyzovaného vzorku firem.

Tab. 4.8 Klasifikační tabulka analyzovaného vzorku firem

Observed		CD		Percentage Correct
		,00	1,00	
Step 1	CD	,00	180	98,4
		1,00	9	91,0
	Overall Percentage			95,8

a. The cut value is ,500

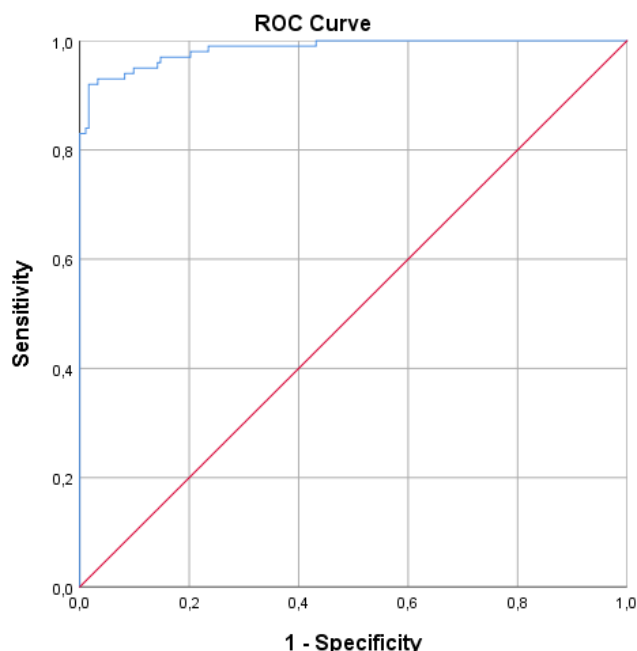
Na základě výsledků z Tab. 4.8 je možné říci, že při sestavování logistického modelu metodou ENTER bylo 180 z celkových 183 zdravých firem správně zařazeno do příslušné skupiny, což představuje 98,4 % úspěšnost. Zařazení společností ve finanční tísní do správné bankrotní skupiny bylo taktéž velmi úspěšné, 91 společností bylo správně klasifikováno, pouze 9 z celkového počtu 100 podniků bylo identifikováno chybně, což činí 91 % úspěšnost.

Celková predikční úspěšnost logistického modelu, pomocí kterého jsou analyzované společnosti zařazovány do příslušné bankrotní skupiny, je 95,8 %. Tento výsledek vypovídá o velmi vysoké klasifikační přesnosti modelu.

V dalším kroku je klasifikační schopnost modelu ověřena pomocí ROC křivky.

Graf. 4.4 znázorňuje ROC křivku logistického modelu sestaveného metodou ENTER.

Graf 4.4 ROC křivka modelu sestaveného metodou ENTER



Z Grafu 4.4 je na první pohled patrné, že křivka ROC kopíruje levý horní roh grafu, a tudíž je možné potvrdit velmi vysokou diskriminační schopnost sestaveného logistického modelu. Dalším indikátorem klasifikační schopnosti modelu je ukazatel AUC, neboli Area Under the Curve, která představuje velikost plochy nacházející se pod ROC křivkou. Hodnota tohoto ukazatele pro model sestavený metodou ENTER činí 0,985, což značí výbornou klasifikační schopnost. Na základě grafické analýzy je tedy potvrzeno, že model je správně sestaven a může být používán pro predikci bankrotu společností.

4.5 Ověření správnosti odhadnutého modelu

Na základě testování klasifikační síly modelu v přechozích dvou podkapitolách bylo zjištěno, že oba logistické modely sestavené pomocí metody Stepwise a ENTER jsou správně sestaveny, a jsou tudíž vhodné pro prognózování bankrotu společností s ručením omezeným v České republice. Pro ověření vypovídací schopnosti těchto modelů je třeba provést testování také na klasifikačním souboru dat, který obsahuje 108 společností s ručením omezeným, z toho 54 se nachází ve finanční tísní a zbývajících 54 společností je možné označit jako finančně zdravé.

Pomocí programu MS Excel byla data těchto 108 společností aplikována na logistický model sestavený metodou ENTER. Výsledek tohoto testování byl zpracován v podobě klasifikační matice uvedené v Tab. 4.9.

Tab. 4.9 Klasifikační tabulka klasifikovaného vzorku firem

Bankrotní skupina	0	1	Úspěšnost v %
0	52	2	96,3%
1	6	48	88,9%
Celková úspěšnost v %			92,6%

Při pohledu na Tab. 4.9 je zřejmé, že při testování klasifikačního souboru dat bylo 52 z celkových 54 zdravých firem správně zařazeno do skupiny 0, což představuje 96,3 % úspěšnost. Zařazení společností ve finanční tísní do skupiny 1 bylo taktéž úspěšné, 48 společností bylo správně klasifikováno, pouze 6 z celkového počtu 54 podniků bylo identifikováno chybně, což činí 88,9 % úspěšnost. Celková úspěšnost modelu je 92,6 %, což potvrzuje vysokou klasifikační přesnost modelu, model je tedy možné použít jako vhodný nástroj k určení úpadku společností v České republice.

Při hodnocení finančního zdraví podniku pomocí bankrotních či bonitních modelů může nastat situace, kdy není možné určit, jestli je podnik zdravý, anebo se nachází ve špatné finanční kondici. Tato situace se označuje jako šedá zóna nevyhraněných výsledků.

V následující Tab. 4.10 je zobrazena klasifikační tabulka ověřovacího souboru firem po přidání šedé zóny. V případech, kdy hodnota logitu bude nabývat hodnot od 0 do 0,4, budou společnosti zařazeny do skupiny 0, tedy mezi finančně zdravé firmy. Interval od 0,4 do 0,6 představuje šedou zónu nevyhraněných výsledků a podniky spadající do intervalu od 0,6 do 1 jsou zařazeny mezi společnosti nacházející se ve finanční tísní.

Tab. 4.10 Klasifikační tabulka klasifikovaného vzorku firem po přidání tzv. šedé zóny

Bankrotní skupina	0	1	Úspěšnost v %
0	51	2	94,4%
Šedá zóna	1	1	3,7%
1	5	48	88,9%
Celková úspěšnost v %			91,7%

Jak lze vidět z Tab. 4.10, po zavedení šedé zóny bylo správně zařazeno 94,4 % finančně zdravých firem, což představuje mírné zhoršení oproti předchozímu testování, jehož výsledky jsou uvedeny v Tab. 4.9. Společnosti řadící se mezi podniky ve finanční tísní, byly stejně jako v přechozím testování, správně zařazeny z 88,9 %. Do kategorie šedé zóny nevyhraněných výsledků byly zařazeny 2 společnosti, přičemž první z nich byla v původním testování správně zařazena do kategorie 0, ta druhá byla naopak v rámci předchozího testování špatně zařazena do kategorie 1. Společnosti zahrnuté do šedé zóny tvoří pouhých 3,7 % z celkového počtu 108 firem obsažených v klasifikačním souboru dat. Celková úspěšnost modelu po zavedení šedé zóny je 91,7 %, což potvrzuje vysokou klasifikační přesnost modelu.

4.6 Shrnutí dosažených výsledků

Cílem této diplomové práce bylo sestavení logistického regresního modelu, pomocí kterého bude možné předpovědět úpadek společností s ručením omezeným v České republice. Pro potřeby sestavení predikčního modelu byly využity účetní výkazy náhodně vybraných 411 společností s ručením omezeným, přičemž 175 z nich vykazovalo v letech 2017-2018 znaky finanční tísně a zbylých 236 společností představovalo firmy finančně zdravé.

Prvním krokem, nezbytným k sestavení predikčního modelu, bylo provedení finanční analýzy pomocí 21 poměrových ukazatelů z oblasti stability a zadluženosti, rentability, aktivity

a likvidity. Po provedení výpočtů však bylo zjištěno, že některé poměrové ukazatele musí být z modelování vyloučeny, protože by zhoršily vypovídací schopnost modelu. Konkrétně se jednalo o ukazatel rentability vlastního kapitálu, stupeň krytí stálých aktiv a dobu obratu zásob. Následně bylo nutné z modelu vyloučit také 21 společností, které ve svých finančních výkazech neměly zahrnuty důležité položky pro výpočet některých poměrových ukazatelů. Po těchto úpravách se tedy v modelu pracovalo s 18 poměrovými ukazateli, pomocí kterých bylo analyzováno celkem 391 společností.

Dalším krokem bylo rozdělení očištěného souboru dat na dvě části. První část, obsahující 100 firem ve finanční tísní a 183 zdravých společností, představovala analyzovaný soubor, pomocí kterého byl sestaven model úpadku. Druhá část souboru tvořila tzv. klasifikovaný soubor, jenž byl využit k ověření správnosti sestaveného predikčního modelu.

Následně byla pomocí statistického programu IBM SPSS 24.0 provedena jednorozměrná analýza, v rámci které bylo zjištěno, že 11 poměrových ukazatelů, které představovaly vysvětlující proměnné v modelu, je statisticky významných na hladině pravděpodobnosti 5 %. Zbylých 7 poměrových ukazatelů, které na této hladině významné nebyly, bylo nutné z modelu vyloučit.

Z důvodu zajištění vysoké vypovídací schopnosti modelu byla testována přítomnost multikolinearity. Pomocí korelační matice využívající Pearsonův korelační koeficient bylo zjištěno, že mezi některými vysvětlujícími proměnnými existuje silná lineární závislost, a proto byly z modely odstraněny poměrové ukazatele podíl vlastního kapitálu na aktivech, běžná zadluženost, rentabilita aktiv, hrubá zisková marže a celková likvidita. Po tomto očištění bylo v modelu dále pracováno se sedmi poměrovými ukazateli.

V dalším kroku již bylo možné provést odhad logistického modelu pomocí krokové metody Stepwise, jejíž princip spočívá v postupném přidávání vysvětlujících proměnných do modelu. Pomocí této metody byl sestaven logistický regresní model, který obsahoval pouze konstantu a dva poměrové ukazatele, konkrétně celkovou zadluženost a obrátku celkových aktiv. Výsledný logistický model měl tento tvar:

$$g(\pi) = -7,246 + 9,3 \cdot CZ + 0,783 \cdot OCA.$$

Beta koeficienty obou ukazatelů nabývaly kladných hodnot, což vypovídalo o pozitivní závislosti mezi vysvětlující a vysvětlovanou proměnnou. Zvýšení hodnot poměrových

ukazatelů celkové zadluženosti a obrátky celkových aktiv by vedlo ke zvýšení pravděpodobnosti úpadku společnosti.

Dle ukazatele míry těsnosti proložení dat logistickým modelem a koeficientů determinace Cox & Snell R Square a Nagelkerke R Square bylo potvrzeno, že je model statisticky významný. Následně byla pomocí klasifikační tabulky a ROC křivky potvrzena vysoká vypovídací schopnost modelu.

Jelikož byly v rámci Stepwise metody zařazeny do modelu pouze dva poměrové ukazatele, bylo rozhodnuto o provedení odhadu logistického modelu také pomocí metody ENTER, která, na rozdíl od metody Stepwise, vloží všechny vysvětlující proměnné do modelu najednou, a až poté se zkoumá statistická významnost těchto vysvětlujících proměnných. Použitím metody ENTER byla do modelu zařazena kromě ukazatelů celkové zadluženosti a obrátky aktiv také čistá zisková marže neboli rentabilita tržeb. Logistický model sestavený metodou ENTER měl tento tvar:

$$g(\pi) = -6,388 + 9,591 \cdot CZ - 14,753 \cdot ROS_I + 0,594 \cdot OCA.$$

Beta koeficienty ukazatelů celkové zadluženosti a obrátky celkových aktiv byly opět kladné, což potvrzovalo pozitivní vliv na default společnosti. Naopak beta koeficient nově přidané vysvětlující proměnné rentability tržeb nabýval záporné hodnoty, což značí negativní závislost mezi tímto poměrovým ukazatelem a vysvětlovanou proměnnou. Pokud by došlo ke snížení rentability tržeb, pravděpodobnost úpadku společnosti by se zvýšila a naopak.

Pomocí ukazatele míry těsnosti proložení dat logistickým modelem a determinačních koeficientů Cox & Snell R Square a Nagelkerke R Square bylo potvrzeno, že model sestavený metodou ENTER je rovněž statisticky významný. S využitím ROC křivky a klasifikační tabulky bylo zjištěno, že predikční úspěšnost logistického modelu je 95,8 %, což vypovídá o velmi vysoké klasifikační přesnosti modelu.

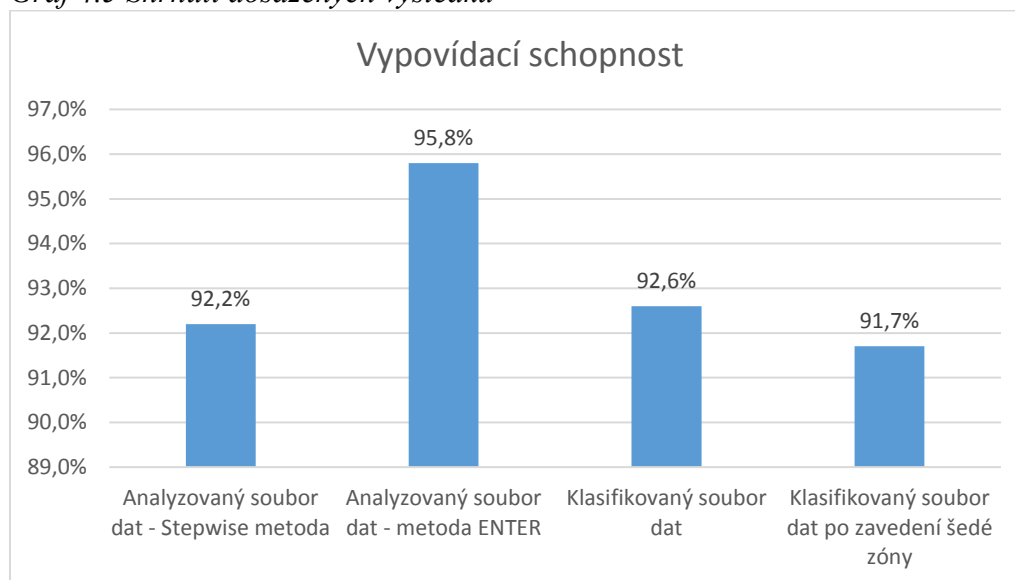
V další části diplomové práce byla ověřována správnost odhadnutého modelu metodou ENTER pomocí klasifikačního vzorku dat v prostředí programu MS Excel. Toto testování potvrdilo, že model byl sestaven správně, neboť celková úspěšnost zařazení společností do správné bankrotní skupiny byla 92,6 %, po zavedení tzv. „šedé zóny“ 91,7 %.

V Tab. 4.11 a Grafu 4.5 jsou shrnuty výsledky vypovídacích schopností jednotlivých modelů predikce úpadku.

Tab. 4.11 Shrnutí vypovídací schopnosti jednotlivých modelů predikce úpadku

Vypovídací schopnost analyzovaného souboru dat - Stepwise metoda	92,2%
Vypovídací schopnost analyzovaného souboru dat - metoda ENTER	95,8%
Vypovídací schopnost klasifikovaného souboru dat	92,6%
Vypovídací schopnost klasifikovaného souboru dat po zavedení šedé zóny	91,7%

Graf 4.5 Shrnutí dosažených výsledků



Z Tab. 4.11 a Grafu 4.5 je evidentní, že nejvyšší vypovídací schopnosti modelu (95,8 %) bylo dosaženo při sestavení logistického regresního modelu z analyzovaného souboru dat s použitím metody ENTER. Aplikací krokové metody Stepwise došlo k mírnému snížení klasifikační schopnosti, a to na 92,2 %. V rámci ověřování správnosti odhadnutého modelu byl použit klasifikovaný soubor dat, který rovněž prokázal vysokou klasifikační sílu modelu, konkrétně 92,6 %. Poté, co byla v klasifikovaném vzorku zavedena tzv. šedá zóna nevyhraněných výsledků, došlo ke snížení vypovídací schopnosti modelu na 91,7 %.

Na základě dosažených výsledků je možné říci, že všechny sestavené modely disponují velmi vysokou vypovídací schopností nad 91 % a jsou tedy vhodným nástrojem pro predikci finanční tísně společností s ručením omezeným se sídlem v České republice.

5 Závěr

Predikční modely, jenž slouží ke stanovení bonity společností či pravděpodobnosti úpadku, jsou v dnešní době běžně využívány bankami, investory či jinými subjekty, které se nachází v pozici věřitele. Pomocí těchto modelů mohou posoudit, zda je daná společnost dostatečně bonitní, a zda jsou tedy ochotni poskytnout jí své finanční prostředky.

Hlavním cílem diplomové práce bylo s využitím logistické regrese sestavit scóringový model, pomocí kterého bude možné predikovat úpadek společností s ručením omezeným, které mají sídlo na území České republiky.

Diplomová práce byla rozdělena do pěti kapitol, přičemž první kapitolou byl úvod a pátá kapitola byla věnována závěru. Druhá kapitola byla zaměřena na metodiku finanční analýzy. V první části byl stanoven cíl finanční analýzy a následně byly popsány jednotlivé zdroje dat pro finanční analýzu. Dále byly definovány jednotlivé metody finanční analýzy, přičemž největší pozornost byla věnována analýze poměrových ukazatelů, neboť poměrové ukazatele tvořily tzv. nezávislé proměnné logistického regresního modelu, dle kterých byla určována pravděpodobnost defaultu společnosti v aplikační části diplomové práce. V závěru kapitoly byly uvedeny způsoby srovnání výsledků finanční analýzy.

Třetí kapitola diplomové práce byla věnována charakteristice modelů predikce finanční tísně. Nejprve zde byly definovány ratingové a scóringové modely. V další části byly popsány vybrané statistické metody, pomocí kterých je možné scóringové modely sestavit. Konkrétně zde byla zmíněna lineární diskriminační analýza, lineární regrese a logistická regrese. Z důvodu využití logistické regrese v aplikační části diplomové práce byla tato statistická metoda popsána nejdetailněji. V závěru kapitoly byly popsány vybrané bonitní a bankrotní modely.

Čtvrtá, aplikační kapitola byla zaměřena na sestavení logistického regresního modelu, pomocí kterého by bylo možné odhadnout pravděpodobnost defaultu společností s ručením omezeným, jenž mají sídlo na území České republiky. Nejprve zde byla nadefinována vstupní data, kterými byly účetní výkazy 411 náhodně vybraných společností s ručením omezeným, přičemž 175 z nich vykazovalo v letech 2017-2018 znaky finanční tísně a zbylých 236 společností představovalo firmy finančně zdravé. Následně byla provedena finanční analýza pomocí 21 poměrových ukazatelů, které zastupovaly všechny oblasti finanční analýzy a které představovaly nezávislé proměnné v logistickém regresním modelu. V dalším kroku byla provedena jednofaktorová analýza, na jejímž základě bylo z modelu vyloučeno 7 poměrových

ukazatelů, jenž nebyly na hladině významnosti 5 % statisticky významné. Z důvodu zajištění vysoké vypovídací schopnosti modelu byla testována přítomnost multikolinearity, která prokázala její výskyt, a proto byly z modelu odstraněny další 4 poměrové ukazatele. Po tomto očištění se v modelu dále pracovalo se sedmi poměrovými ukazateli. Následně byl proveden odhad logistického modelu s použitím krokové metody Forward Stepwise, do kterého byly touto metodou zařazeny pouze dva poměrové ukazatele, a to ukazatel celkové zadluženosti a obrátka celkových aktiv. Beta koeficienty obou ukazatelů nabývaly kladných hodnot, což vypovídalo o pozitivní závislosti mezi vysvětlující a vysvětlovanou proměnnou, tedy že zvýšení hodnot poměrových ukazatelů celkové zadluženosti a obrátky celkových aktiv by vedlo ke zvýšení pravděpodobnosti úpadku společnosti. Dle ukazatele míry těsnosti proložení dat logistickým modelem a koeficientů determinace bylo potvrzeno, že je model statisticky významný. Následně byla pomocí klasifikační tabulky a ROC křivky potvrzena vysoká vypovídací schopnost modelu. V další části této diplomové práce byl proveden odhad logistického modelu metodou ENTER, která vložila všech sedm poměrových ukazatelů do modelu najednou, a až poté bylo vyhodnoceno, které z nich jsou na 5 % hladině významnosti statisticky významné. Dle této metody byly do modelu zařazeny 3 poměrové ukazatele, konkrétně ukazatel celkové zadluženosti, obrátka celkových aktiv a rentabilita tržeb. Beta koeficienty celkové zadluženosti a obrátky celkových aktiv byly kladné, pouze beta koeficient poměrového ukazatele rentability tržeb byl záporný, což vypovídalo o negativní závislosti mezi tímto poměrovým ukazatelem a vysvětlovanou proměnnou, tedy defaultem společnosti. Pokud by došlo ke snížení rentability tržeb, pravděpodobnost úpadku společnosti by se zvýšila a naopak. Pomocí ukazatele míry těsnosti proložení dat logistickým modelem a determinačních koeficientů bylo potvrzeno, že model sestavený metodou ENTER je rovněž statisticky významný. Taktéž klasifikační síla modelu byla velmi vysoká. Následně bylo pomocí MS Excel potvrzeno, že model sestavený metodou ENTER má velmi vysokou diskriminační sílu.

Na základě provedených analýz bylo vyhodnoceno, že model sestavený metodou ENTER nejlépe predikuje default společností, neboť dokázal v 95,8 % případů správně zařadit jednotlivé společnosti do dané bankrotní skupiny. Velmi vysokou vypovídací schopnost měl také model sestavný Stepwise metodou, a to 92,2 %. Tyto výsledky vypovídají o velmi vysoké klasifikační přesnosti sestavených modelů a je tedy možné je považovat za vhodný nástroj pro predikci finanční tísně společností s ručením omezeným v České republice.

Seznam použité literatury

Odborná kniha

- [1] DLUHOŠOVÁ, Dana. *Finanční řízení a rozhodování podniku: analýza, investování, oceňování, riziko, flexibilita*. 3. upr. vyd. Praha: Ekopress, 2010. 225 s. ISBN 978-80-86929-68-2.
- [2] FIELD, Andy P. *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. Los Angeles: SAGE, 2018. 1070 s. ISBN 978-1-5264-1951-4.
- [3] HAIR, Joseph F. *Multivariate data analysis*. 7th ed., Pearson new international ed. Harlow: Pearson, 2014. 734 s. ISBN 978-1-292-02190-4.
- [4] HANČLOVÁ, Jana. *Ekonometrické modelování: klasické přístupy s aplikacemi*. Praha: Professional Publishing, 2012. 214 s. ISBN 978-80-7431-088-1.
- [5] HEBÁK, Petr. *Vícerozměrné statistické metody (3)*. Praha: Informatorium, 2005. 255 s. ISBN 80-7333-039-3.
- [6] HOSMER, David W., Stanley LEMESHOW and Rodney X. STURDIVANT. *Applied logistic regression*. 3rd ed. Hoboken: Wiley, 2013. 500 s. ISBN 978-0-470-58247-3.
- [7] HUŠEK, Roman. *Ekonometrická analýza*. Praha: Oeconomica, 2007. 367 s. ISBN 978-80-245-1300-3.
- [8] KLEINBAUM, David G. and Mitchel KLEIN. *Logistic regression: a self-learning text*. Third edition. New York: Springer, 2010. ISBN 978-1-4419-1741-6.
- [9] KNÁPKOVÁ, Adriana, Drahomíra PAVELKOVÁ, Daniel REMEŠ a Karel ŠTEKER. *Finanční analýza: komplexní průvodce s příklady*. 3., kompletně aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing, 2017. 228 s. ISBN 978-80-271-0563-2.
- [10] MELOUN, Milan a Jiří MILITKÝ. *Interaktivní statistická analýza dat*. Vyd. 3. Praha: Karolinum, 2012. 953 s. ISBN 978-80-246-2173-9.
- [11] RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*. 6. aktualizované vydání. Praha: Grada Publishing, 2019. 152 s. ISBN 978-80-271-2028-4.

- [12] ŘEZANKOVÁ, Hana. *Analýza dat z dotazníkových šetření*. Čtvrté přepracované vydání. Praha: Professional Publishing, 2017. 225 s. ISBN 978-80-906594-8-3.
- [13] SEDLÁČEK, Jaroslav. *Finanční analýza podniku*. Brno: Computer Press, 2007. 154 s. ISBN 978-80-251-1830-6.
- [14] VINŠ, Petr a Václav LIŠKA. *Rating*. v Praze: C.H. Beck, 2005. 109 s. C.H. Beck pro praxi. ISBN 80-7179-807-X.

Článek v odborném periodiku

- [15] GURNÝ, Petr a Martin GURNÝ. Comparison of credit scoring models on probability of default estimation for US banks. *Prague Economic Papers* [online]. 2013, roč. 22, č. 2, s. 163-181 [cit. 2019-04-10]. ISSN 1210-0455. Dostupné z: <https://dspace.vsb.cz/handle/10084/100662>
- [16] VALECKÝ, Jiří a Eva SLIVKOVÁ. Mikroekonomický scoringový model úpadku českých podniků. *Ekonomická revue* [online]. 2012, roč. 15, č. 1, s. 15-26 [cit. 2019-04-10]. ISSN 1212-3951. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/10084/90371>

Elektronické dokumenty a ostatní

zákon

- [17] Zákon č. 563/1991 Sb., o účetnictví. In: *Zákony pro lidi.cz* [online]. [cit. 2019-04-19]. Dostupné z: <https://www.zakonyprolidi.cz/cs/1991-563>
- [18] Vyhláška č. 500/2002 Sb., prováděcí vyhláška k Zákonu č. 563/1991 Sb., o účetnictví. In: *Zákony pro lidi.cz* [online]. [cit. 2019-04-19]. Dostupné z: <https://www.zakonyprolidi.cz/cs/2002-500>

web

- [19] MOLINA, Manuel. The guard's dilemma. Science without sense...double nonsense [online]. 2018-04-03 [cit. 2019-04-13]. Dostupné z: <https://www.cienciasinseso.com/en/tag/roc-curve/>
- [20] Formulář výkazu zisku a ztráty vydaný Ministerstvem financí [online]. [cit. 2019-04-17]., dostupné z: <https://www.formulare-ke-stazeni.cz/formulare-ministerstvo-financi.html>

- [21] Insolvenční rejstřík [online]. [cit. 2018-11-02]. Dostupné z:
<https://isir.justice.cz/isir/common/index.do>
- [22] Obchodní rejstřík [online]. [cit. 2018-11-02]. Dostupné z:
<https://or.justice.cz/ias/ui/rejstrik>

Seznam zkratek

AUC	Area Under the Curve
BZ	ukazatel běžné zadluženosti
CL	celková likvidita
CZ	ukazatel celkové zadluženosti
CPK	poměrový ukazatel čistého pracovního kapitálu
ČPK	čistý pracovní kapitál
EAR	nerozdělený zisk
EAT	čistý zisk
EBDIT	zisk před úhradou úroků, daní a odpisů
EBIT	zisk před úroky a zdaněním
EBITDA	zisk před úhradou úroků, daní a odpisů
EBT	hrubý zisk
FS	finanční stabilita podniku
OCA	obrátka celkových aktiv
OL	okamžitá likvidita
PL	pohotová likvidita
ROA	rentabilita aktiv
ROC	Receiver Operating Characteristic Curve
ROCE	rentabilita dlouhodobých zdrojů
ROE	rentabilita vlastního kapitálu
ROS	rentabilita tržeb
ROS_I	čistá zisková marže
ROS_II	hrubá zisková marže

SH	souhrnné hodnocení finanční situace podniku
VK_A	ukazatel podílu vlastního kapitálu na aktivech
VS	výnosová situace podni

Prohlášení o využití výsledků diplomové práce

Prohlašuji, že

- jsem byla seznámena s tím, že na mou diplomovou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb. – autorský zákon, zejména § 35 – užití díla v rámci občanských a náboženských obřadů, v rámci školních představení a užití díla školního a § 60 – školní dílo;
- beru na vědomí, že Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava (dále jen VŠB-TUO) má právo nevýdělečně, ke své vnitřní potřebě, diplomovou práci užít (§ 35 odst. 3);
- souhlasím s tím, že diplomová práce bude v elektronické podobě archivována v Ústřední knihovně VŠB-TUO. Souhlasím s tím, že bibliografické údaje o diplomové práci budou zveřejněny v informačním systému VŠB-TUO;
- bylo sjednáno, že s VŠB-TUO, v případě zájmu z její strany, uzavřu licenční smlouvu s oprávněním užít dílo v rozsahu § 12 odst. 4 autorského zákona;
- bylo sjednáno, že užít své dílo, diplomovou práci, nebo poskytnout licenci k jejímu využití mohu jen se souhlasem VŠB-TUO, která je oprávněna v takovém případě ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, které byly VŠB-TUO na vytvoření díla vynaloženy (až do jejich skutečné výše).

V Ostravě dne 26. 4. 2019

Sztrnadelová

Bc. Veronika Sztrnadelová

Seznam příloh

Příloha 1: Testování multikolinearity pomocí Pearsonova korelačního koeficientu

Příloha 1 Testování multikolinearity pomocí Pearsonova korelačního koeficientu

		VK_A	CZ	BZ	ROA	ROS_I	ROS_II	OCA	CL	PL	OL	CPK
VK_A	Pearson Correlation	1	-.100	-.092	.005	.034	.032	-.599	.107	.093	.098	.129
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.573	.591	.000	.072	.120	.099	.030
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
CZ	Pearson Correlation	-.100	1	.092	-.005	-.034	-.032	.598	-.107	-.092	-.098	-.130
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.570	.588	.000	.073	.121	.099	.029
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
BZ	Pearson Correlation	-.092	.092	1	-.005	-.028	-.027	.602	-.099	-.086	-.083	-.124
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.639	.656	.000	.096	.149	.162	.038
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
ROA	Pearson Correlation	.005	-.005	-.005	1	.020	.019	-.609	.065	.055	.059	-.016
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000		.743	.753	.000	.275	.356	.319	.786
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
ROS_I	Pearson Correlation	.034	-.034	-.028	.020	1	1.000	.040	.046	.040	.035	.154
	Sig. (2-tailed)	.573	.570	.639	.743		.000	.499	.438	.499	.557	.009
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
ROS_II	Pearson Correlation	.032	-.032	-.027	.019	1.000	1	.039	.046	.040	.034	.149
	Sig. (2-tailed)	.591	.588	.656	.753	.000		.509	.441	.502	.584	.012
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
OCA	Pearson Correlation	-.599	.598	.602	-.609	.040	.039	1	-.122	-.107	-.110	.149
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.499	.509		.040	.073	.065	.012
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
CL	Pearson Correlation	.107	-.107	-.099	.065	.046	.046	-.122	1	.978	.686	.082
	Sig. (2-tailed)	.072	.073	.096	.275	.438	.441	.040		.000	.000	.171
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
PL	Pearson Correlation	.093	-.092	-.086	.055	.040	.040	-.107	.978	1	.682	.071
	Sig. (2-tailed)	.120	.121	.149	.356	.499	.502	.073	.000		.000	.235
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
OL	Pearson Correlation	.098	-.098	-.083	.059	.035	.034	-.110	.686	.682	1	.067
	Sig. (2-tailed)	.099	.099	.162	.319	.557	.564	.065	.000	.000		.262
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283
CPK	Pearson Correlation	.129	-.130	-.124	-.016	.154	.149	.149	.082	.071	.067	1
	Sig. (2-tailed)	.030	.029	.038	.786	.009	.012	.012	.171	.235	.262	
	N	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283	283